HAL
open science

Analyse régionale des aléas maritimes extrêmes

Jérôme Weiss

To cite this version:

Jérôme Weiss. Analyse régionale des aléas maritimes extrêmes. Mécanique des fluides [physics.class-ph]. Université Paris-Est, 2014. Français. NNT : 2014PEST1066 . tel-01127291

HAL Id: tel-01127291

https://pastel.hal.science/tel-01127291

Submitted on 7 Mar 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ PARIS-EST

École Doctorale SIE

Laboratoire d'Hydraulique Saint-Venant

Thèse

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTEUR
DE L'UNIVERSITÉ PARIS-EST
par

Jérôme Weiss

Analyse régionale des aléas maritimes extrêmes

Spécialité : Sciences de l'ingénieur

Soutenue le 7 novembre 2014 devant un jury composé de :

Présidente du jury	**Pr. Liliane Bel**	(AgroParisTech)
Rapporteur	**Pr. Valérie Monbet**	(Université de Rennes 1)
Rapporteur	**Dr. Luc Hamm**	(Artelia Eau & Environnement)
Examinateur	**Dr. Pierre Ailliot**	(Université de Bretagne occidentale)
Examinateur	**Dr. Éric Gaume**	(IFSTTAR)
Examinateur	**Pr. Stéphane Abadie**	(Université de Pau et des Pays de l'Adour)
Directeur de thèse	**Pr. Michel Benoit**	(Laboratoire Saint-Venant, EDF R&D)
Co-encadrant de thèse	**Dr. Pietro Bernardara**	(Laboratoire Saint-Venant, EDF R&D)

Thèse effectuée au sein du **Laboratoire d'Hydraulique Saint-Venant**

de l'Université Paris-Est

6, quai Watier

BP 49

78401 Chatou cedex

France

On parla des passions.
Ah! qu'elles sont funestes!
disait Zadig.
- Ce sont les vents qui enflent les voiles du navire,
repartit l'ermite :
elles le submergent quelquefois ;
mais sans elles il ne pourrait voguer.
Voltaire, Zadig ou la Destinée, 1748

La mer hurlait,
comme si elle eût possédé
la voix de ces écueils antiques
animés par la mythologie païenne.
Jules Verne, Les Enfants du capitaine Grant, 1867-1868

Remerciements

Nous y voilà. La fin d'une thèse. L'adrénaline et l'euphorie de la soutenance ont laissé place à l'heure du bilan. Je souhaite profiter des lignes suivantes pour remercier les nombreuses personnes qui ont contribué, à leur manière, à ce que j'obtienne ce titre de docteur.

Je remercie tout d'abord vivement les membres du jury qui m'ont non seulement fait honneur de leur présence, mais ont aussi consacré de leur temps pour prendre connaissance de ces travaux et venir les discuter lors de la soutenance. Je remercie notamment Valérie Monbet et Luc Hamm pour leurs rapports précis et qui m'ont été d'une aide précieuse pour préparer la soutenance. Je remercie Stéphane Abadie, Pierre Ailliot et Éric Gaume pour leur écoute et le partage de leurs points de vue. Discuter avec eux a permis d'apporter un nouvel éclairage à ces travaux. Je remercie tout particulièrement Liliane Bel, qui, au-delà de sa participation en tant que Présidente de ce jury, m'a initié à la statistique des extrêmes environnementaux au cours d'un stage à l'AgroParisTech. Sans cette expérience qui m'a donné envie d'explorer davantage le secteur de la recherche, ce statut de docteur aurait sans doute été décerné à quelqu'un d'autre.

Je tiens à remercier chaleureusement Pietro Bernardara et Michel Benoit pour tout ce qu'ils m'ont apporté au cours de cette expérience. À vous deux, merci de m'avoir initié avec professionnalisme à la recherche scientifique et industrielle, et d'avoir réussi à insuffler les doses de soutien et de liberté indispensables pour mener à bien cette thèse. Pietro, travailler avec toi a été un vrai plaisir, merci de m'avoir appris que la recherche n'est pas une affaire de certitudes (et d'autant plus en statistique). Michel, merci pour l'immersion dans ce monde captivant qu'est l'océano-météorologie. Je retiendrai également tous ces à-côtés qui ont rendu l'expérience encore plus agréable avec vous. Un exemple ? Les conférences, endroit idéal pour se rendre compte de l'effervescence passionnée animant les chercheurs pour les ~~buffets et dîners de gala~~ débats scientifiques de haute volée.

Un grand merci aux membres du groupe de travail Ossë, notamment Xavier Kergadallan, Franck Mazas, Luc Hamm et Marc Andreewsky : c'était toujours un grand plaisir pour moi que de se retrouver autour de nos sujets communs. Xavier, merci d'avoir toujours pris le temps de m'expliquer pleinement le fond des choses (et merci aussi pour cette excursion au phare du Petit Minou par une journée d'octobre pluvieuse). Ken tuchantig, kamalad ! Franck, je ne te remercierai jamais assez de m'avoir ouvert l'esprit sur de nouvelles méthodes d'estimation des extrêmes, comme celle de recenser les clochers d'églises tombés. Et dès que j'aurai une question sur les processus max-stables, je viendrai te consulter en souvenir du bon vieux temps passé à Ascona ! Luc, merci à nouveau d'avoir partagé autour des mécanismes physiques cachés derrière les extrêmes maritimes. Marc, merci pour ton

soutien constant au cours de ces trois années (et accessoirement aussi pour ta relecture attentive de ces 250 pages).

Je dois également beaucoup à mon comité de thèse, composé de spécialistes du domaine. Parmi ses membres qui n'ont pas encore été cités, je souhaite vivement remercier Rémi Garçon et Marc Prevosto, qui ont su distiller à de nombreuses reprises des suggestions et pistes d'amélioration toujours pertinentes. Rémi, merci de m'avoir fait comprendre que l'interprétation physique des résultats statistiques n'est pas une gageure, mais un exercice délicat et nécessaire. Marc, merci d'avoir élargi mes connaissances des aléas océano-météorologiques, et d'avoir pensé à moi pour ces séminaires finistériens.

Je garderai aussi un très bon souvenir de nos réunions surcotes. Un grand merci à Vanessya Laborie pour son écoute et son dynamisme, et je veux saluer sa grande réactivité pour envoyer les disques durs à la chaîne ! J'ai par ailleurs été très heureux de faire ma première expérience d'encadrement de stage avec Roberto Frau : j'espère ne pas avoir été trop pénible avec toi, et te souhaite en tout cas le meilleur pour ce qui vient.

Je souhaite aussi remercier les membres du groupe de travail "Statistique extrême" d'EDF R&D. J'ai eu la chance de côtoyer, entre autres, Nicolas Bousquet, Anne Dutfoy et Sylvie Parey, et j'ai beaucoup appris à leurs côtés. Merci également à Marie Gallois et Nicolas Malleron de m'avoir offert plusieurs tribunes pour exposer ces travaux, et pour l'intérêt dont ils ont fait preuve à l'égard de cette recherche.

Un énorme merci au personnel du laboratoire qui a contribué à rendre cette expérience bien agréable. Petit message de soutien aux doctorants du laboratoire, Marine, Sara, Agnès, Emmanuel et François : vous y êtes presque ! Merci aux "anciens", Antoine, Cédric, Andrés et Germain qui, tels de vieux sages, montraient à des petits jeunes impressionnés qu'il y avait bel et bien une vie après la thèse. Et tous mes respects à mes co-bureaux du I-144, Amélie, Raffaello et Cécile, qui ont réussi à me supporter plusieurs années. Amélie, sache que j'ai été heureux de partager cet espace confiné en ta compagnie et que je me suis amusé comme un gosse avec Anemoc-2. Raffaello, n'hésite pas à me donner de temps à autre des nouvelles de ton baobab plantureux. Pablo, merci de m'avoir appris que Fish n'est pas qu'une espèce piscicole, et n'oublie pas de me montrer ton Ibanez à l'occasion ! Vito, Élodie, Marissa, Jeff, Steve, Maria, Jessie, Riadh, Christophe, Sébastien, Kamal, merci pour votre bonne humeur et les discussions au coin café. Et une spéciale dédicace à mon ancien co-bureau du bocal, Vincent.

À ceux qui m'ont rappelé l'importance de lâcher prise de temps à autre, je vous dois beaucoup. Merci donc aux gars d'Hidden Ways and Beyond pour la décompression métallique salutaire du lundi soir : Ghost, Nico et Fab, vous méritez bien quelques cornes du diables ! Merci Guillaume pour cette virée au Sénégal en sac à dos, il n'y a rien de mieux pour bien démarrer sa dernière année de thèse (la bise à Nad). Merci Audrey et Ewan pour

tous ces débats passionnés et passionnants autour d'un verre (toujours avec modération bien sûr) et d'un bon repas.

Faire une thèse, c'est plus facile avec le soutien de sa famille. Merci donc à mes parents, ma sœur et ma belle-famille pour avoir été là : je vous fais à chacun un gros bisou (deux pour Sasha et Vlad). Je pense fort à mes grands-parents, qui m'ont toujours soutenu et auraient certainement été fiers de voir le résultat aujourd'hui.

Enfin, je pense que les choses auraient été bien différentes s'il n'y avait pas eu cette dernière personne pour m'encourager et me soutenir au quotidien. Claire, ta présence et ton implication ont été la plus belle source d'énergie et de motivation que j'aie pu recevoir. Au-delà de ça, tu t'es intéressée d'assez près à ces travaux et ton point de vue m'a même permis de les améliorer. Je ne te remercierai jamais assez pour tout ce que tu as fait.

Résumé

Connaître la probabilité d'occurrence des aléas océano-météorologiques extrêmes est fondamental pour prévenir les risques de submersion marine en zone côtière ou concevoir des aménagements côtiers, portuaires ou des plate-formes offshore. Notamment, le concept de niveau de retour est fréquemment utilisé en ingénierie côtière pour dimensionner des ouvrages de protection. Ces niveaux, dont les périodes de retour d'intérêt se situent généralement entre 100 et 1000 ans, sont habituellement estimés par une analyse statistique locale, à partir de données observées en un site unique. Cependant, la période d'observation est généralement limitée, de sorte que les incertitudes associées aux niveaux de retour élevés sont importantes.

L'analyse régionale représente une solution possible pour réduire les incertitudes inhérentes aux analyses locales. Le principe est d'exploiter l'information de sites d'observation provenant d'une région homogène, où les extrêmes sont supposés avoir un comportement probabiliste similaire. L'analyse régionale peut ainsi estimer les niveaux de retour de manière plus fiable qu'une analyse locale. Cependant, son application dans le domaine maritime étant relativement limitée et récente, différentes questions méthodologiques demeurent non-résolues, comme la formation des régions homogènes ou le traitement de la dépendance entre sites.

L'objectif scientifique de la thèse est donc d'approfondir certains points méthodologiques de l'analyse régionale, dans le cadre des aléas maritimes extrêmes. Les points suivants sont abordés en particulier :

- Échantillonnage des extrêmes pour l'analyse régionale, à partir des tempêtes détectées via une procédure de declustering spatio-temporel.
- Formation de régions homogènes à partir d'une méthode basée sur l'identification des empreintes typiques des tempêtes.
- Prise en compte de la dépendance entre sites d'observation, à travers la construction d'un modèle permettant par exemple d'évaluer la durée effective régionale d'observation ou la période de retour régionale d'une tempête.
- Spécification et estimation de la loi régionale, avec incorporation des covariables influentes, comme la saison d'occurrence ou la direction de provenance pour les vagues.
- Comparaison entre analyses locale et régionale, notamment à travers les incertitudes sur les estimations des extrêmes et la capacité à modéliser les horsains présumés.

Ces aspects sont illustrés sur des données de hauteurs significatives de vagues et de surcotes de pleine mer, dans la zone Atlantique Nord-Est, Manche et Mer du Nord.

Parallèlement, l'objectif applicatif de ces travaux est de contribuer à garantir la sûreté des ouvrages EDF contre le risque de submersion marine. Ceci peut être réalisé grâce à l'exploration de nouvelles techniques d'estimation des aléas maritimes extrêmes telles que l'analyse régionale, qui permet notamment une meilleure prise en compte des horsains.

Table des matières

1 Introduction et objectifs **1**

1.1 Contexte de la thèse 1

1.1.1 Contexte industriel 1

1.1.2 Contexte scientifique 3

1.2 Modèle de l'indice maritime 4

1.2.1 Présentation du modèle 4

1.2.2 Revue bibliographique de son utilisation 5

1.2.3 Discussion du modèle 5

1.2.4 Approches pour estimer la loi régionale 8

1.3 Objectifs et plan de la thèse 9

2 Données utilisées **11**

2.1 Hauteurs significatives de vagues 12

2.1.1 Définition 12

2.1.2 Base de données ANEMOC-2 13

2.2 Surcotes de pleine mer 15

2.2.1 Le niveau marin 15

2.2.2 Définition de la surcote de pleine mer 17

2.2.3 Raisons de l'utilisation de la surcote de pleine mer 17

2.2.4 Données marégraphiques 18

2.2.5 Traitement de l'eustatisme 21

2.2.6 Extraction des surcotes de pleine mer 24

3 Échantillonnage des extrêmes **29**

3.1 Choix du type de variable à modéliser 30

3.1.1 Maxima annuels et approche POT 30

3.1.2 Dépassements et excès de seuils 31

3.1.3 Conclusions 33

3.2 Tempêtes 33

3.2.1 Méthode d'extraction des tempêtes 33
3.2.2 Tempêtes de hauteurs significatives de vagues 35
3.2.3 Tempêtes de surcotes de pleine mer 39
3.3 Sur la détermination de l'indice local 43
3.3.1 Constitution des échantillons pour l'analyse statistique 43
3.3.2 Choix de λ 45
3.3.3 Indices locaux des hauteurs significatives de vagues 49
3.3.4 Indices locaux des surcotes de pleine mer 49
3.4 Sur la répartition spatiale des indices locaux 49
3.4.1 Hauteurs significatives de vagues 50
3.4.2 Surcotes de pleine mer 51

4 Formation de régions homogènes 55
4.1 Homogénéité statistique 56
4.1.1 Test de discordance locale d'Hosking et Wallis 56
4.1.2 Test d'homogénéité régionale d'Hosking et Wallis 57
4.2 Méthode de formation des régions homogènes 59
4.2.1 Description de la méthode et application aux vagues 60
4.2.2 Application aux surcotes de pleine mer 79
4.2.3 Résumé des régions homogènes obtenues 88

5 Modèle de dépendance régionale 91
5.1 Formalisation et application aux vagues 92
5.1.1 Compléments 108
5.2 Application aux surcotes de pleine mer 109
5.2.1 Proceedings de la conférence JNGCGC 2014 109
5.2.2 Compléments 120

6 Estimation de la loi régionale 123
6.1 Effets non-stationnaires sur la loi régionale 124
6.1.1 Tendances temporelles à long terme 124
6.1.2 Indices de téléconnexion 125
6.1.3 Effets saisonniers 127

6.1.4 Effets directionnels pour les hauteurs significatives de vagues 128
6.2 Spécification et estimation de la loi régionale 129
6.2.1 Paramétrisation de la loi régionale 130
6.2.2 Sélection de modèle 133
6.2.3 Évaluation des incertitudes du modèle 141
6.2.4 Critères de validation de modèle 142
6.3 Estimation des niveaux de retour locaux 148
6.3.1 Niveaux de retour locaux 148
6.3.2 Hauteurs significatives de vagues 149
6.3.3 Surcotes de pleine mer 151

7 Analyse régionale *vs* analyse locale 153
7.1 Incertitudes des analyses régionale et locale 154
7.1.1 Surcotes de pleine mer 155
7.1.2 Hauteurs significatives de vagues 157
7.2 Horsains aux échelles locale et régionale 158
7.2.1 Définition des horsains 159
7.2.2 Méthode d'identification des horsains 160
7.2.3 Horsains aux échelles locale et régionale 161
7.2.4 Estimation des périodes de retour des tempêtes par analyse régionale 165

8 Conclusions finales et perspectives 169
8.1 Synthèse des principaux résultats obtenus 170
8.1.1 Échantillonnage des extrêmes 170
8.1.2 Formation de régions homogènes 171
8.1.3 Modélisation de la dépendance régionale 172
8.1.4 Spécification et estimation de la loi régionale 172
8.1.5 Analyse régionale *vs* analyse locale 173
8.2 Discussion et perspectives 174
8.2.1 Sur la représentation de l'indice local 174
8.2.2 Sur la détection des tempêtes 174
8.2.3 Sur la formation des régions homogènes 175
8.2.4 Sur les éventuelles traces d'hétérogénéité 176

8.2.5 Sur l'analyse régionale non-stationnaire 176
8.2.6 Sur la dynamique temporelle des extrêmes 177
8.2.7 Sur la considération d'un site particulier 177
8.2.8 Sur la conjonction régionale des aléas maritimes 177
8.2.9 Sur la mise à jour de la base de données 178
8.2.10 Sur l'inclusion de données historiques 178

Annexe A Éléments de la théorie des extrêmes 181

1.1 Approche par les maxima annuels 181
1.1.1 Sur la loi de probabilité du maximum 181
1.1.2 Sur l'expression des niveaux de retour 182
1.2 Approche par les dépassements de seuils 182
1.2.1 Sur la loi de probabilité des dépassements de seuils 182
1.2.2 Sur l'expression des niveaux de retour 183

Annexe B *L*-moments 185

2.1 Définition 185
2.2 *L*-moments empiriques 186
2.3 Estimation par la méthode des *L*-moments 186

Annexe C Comparaison des méthodes régionales 187

3.1 Modèle régional de base 187
3.2 Méthodes d'estimation de la loi régionale 187
3.2.1 Regional averaging 187
3.2.2 Pooling 188
3.3 Comparaison des performances des méthodes 188
3.3.1 Méthodologie 188
3.3.2 Résultats 189

Annexe D Modélisation AR des surcotes 191

Annexe E Comparaison des indices locaux 207

Annexe F Publications et conférences 221

6.1 Publications 221
6.1.1 Publications dans des revues internationales à comité de lecture . . . 221
6.1.2 Actes de conférences 221
6.2 Participations à des conférences et séminaires 222
6.2.1 Conférences internationales 222
6.2.2 Conférences nationales 223
6.2.3 Séminaires 223

Références **225**

Liste des figures

2 Données utilisées **11**

2.1 Distribution statistique des hauteurs de vagues. 12

2.2 Localisation des 1847 sites extraits d'ANEMOC-2. 14

2.3 Exemple de série horaire de H_s sur l'année 2009. 14

2.4 Bathymétrie (m) au niveau des sites ANEMOC-2. 15

2.5 Décomposition du niveau marin à Cromer (Angleterre) autour du 21/02/1993. 16

2.6 Définition de la surcote météorologique (instantanée et de pleine mer). . . . 17

2.7 Réseau d'observation du niveau marin (67 sites). 20

2.8 Niveaux marins annuels moyens avec représentation de l'eustatisme. 22

2.9 Série de surcotes de pleine mer à La Rochelle en 2010. 25

2.10 Durées d'observation (en années) en chacun des 67 sites. 26

2.11 Périodes d'observation des séries de surcotes de pleine mer des 67 sites. . . 27

3 Échantillonnage des extrêmes **29**

3.1 Quantiles d'ordre 0.995 des séries temporelles horaires de H_s (m). 36

3.2 Propagation de la tempête Daria (24-26 janvier 1990). 36

3.3 Nombre annuel de tempêtes de H_s dans la zone d'étude entre 1979 et 2009. 37

3.4 Occurrence mensuelle des tempêtes de H_s entre 1979 et 2009. 37

3.5 Durée moyenne locale d'une tempête de H_s (heures). 38

3.6 Exemples d'empreintes de tempêtes de H_s. 39

3.7 Quantiles d'ordre 0.995 des séries temporelles de surcotes de pleine mer (m). 40

3.8 Nombre annuel de tempêtes de surcotes de pleine mer dans la zone d'étude entre 1846 et 2011. 41

3.9 Occurrence mensuelle des tempêtes de surcotes de pleine mer entre 1846 et 2011. 42

3.10 Durée moyenne locale d'une tempête de surcotes de pleine mer. 42

3.11 Exemples d'empreintes de tempêtes de surcotes de pleine mer. 44

3.12 Localisation des 29 sites (surcotes de pleine mer) illustrant le choix de λ. . . 47

3.13 Estimation du paramètre de forme de la loi *GPD* régionale en fonction de λ et estimation de la surcote de pleine mer millénale locale moyenne en fonction de λ. 48

3.14 Estimation de la durée effective régionale en fonction de λ et pourcentage de réduction de la taille de l'échantillon régional après application du filtre spatial en fonction de λ. 48

3.15 H_s - indices locaux (seuils dépassés en moyenne $\lambda = 1$ fois par an) en mètres. 50

3.16 Surcotes de pleine mer - indices locaux (seuils dépassés en moyenne $\lambda = 1$ fois par an) en mètres. 51

3.17 Reliefs sous-marins en Golfe de Gascogne et Manche. 52

4 Formation de régions homogènes 55

4.1 Échantillons y^i des H_s extrêmes observées, normalisées par le seuil. 79

4.2 Échantillons y^i des surcotes de pleine mer extrêmes observées, normalisées par le seuil. 89

4.3 Régions homogènes (H_s). 90

4.4 Régions homogènes (surcotes de pleine mer). 90

5 Modélisation de la dépendance régionale 91

5.1 Périodes de retour empiriques des observations des 6 échantillons régionaux, avec intervalles de confiance à 95% (H_s). 109

5.2 Périodes de retour empiriques des observations des 5 échantillons régionaux, avec intervalles de confiance à 95% (surcotes de pleine mer). 120

5.3 Période de retour régionale T_r en fonction de la période de retour locale T. 121

6 Estimation de la loi régionale 123

6.1 H_s : échantillon régional de la région 5 (Golfe de Gascogne Nord) en fonction des indices de téléconnexion mensuels NAO, EA, EA/WR et SCAND. . . . 126

6.2 Surcotes de pleine mer : échantillon régional de la région 1 (Golfe de Gascogne et Manche) en fonction des indices de téléconnexion mensuels NAO, EA, EA/WR et SCAND. 126

6.3 H_s : boxplots des échantillons régionaux selon la saison d'occurrence des tempêtes. 127

6.4 Surcotes de pleine mer : boxplots des échantillons régionaux selon la saison d'occurrence des tempêtes. 128

6.5 H_s : boxplots des échantillons régionaux selon les secteurs directionnels des tempêtes. 129

6.6 Médianes et quantiles d'ordre 0.99 directionnels des 6 lois régionales (H_s). . 137

6.7 Niveaux de retour régionaux omnidirectionnels résultant des modèles directionnels retenus et des modèles gpd non-directionnels (H_s). 138

6.8 Médianes et quantiles d'ordre 0.99 saisonniers des 5 lois régionales (surcotes de pleine mer). 140

6.9 Niveaux de retour régionaux théoriques et empiriques, avec intervalles de confiance à 70% et 95% (H_s). 144

6.10 Niveaux de retour régionaux théoriques et empiriques, avec intervalles de confiance à 70% et 95% (surcotes de pleine mer). 145

6.11 Critère $N_{r,T}$: p-values des 6 lois régionales, pour différentes périodes de retour (H_s). 147

6.12 Critère $N_{r,T}$: p-values des 5 lois régionales, pour différentes périodes de retour (surcotes de pleine mer). 148

6.13 Estimation des H_s centennales (m). 150

6.14 Intervalles de confiance à 95% des H_s centennales (m). 150

6.15 Estimation des surcotes de pleine mer centennales (m). 152

6.16 Intervalles de confiance à 95% des surcotes de pleine mer centennales (m). . 152

7 Analyse régionale *vs* analyse locale 153

7.1 Niveaux de retour (surcotes de pleine mer) estimés par analyses régionale et locale (rouge), avec bornes supérieures des intervalles de confiance à 95% pour 16 sites. 155

7.2 Évolution relative (en %) des largeurs des intervalles de confiance à 95% des estimations des surcotes de pleine mer centennales, en effectuant d'abord une analyse locale, puis une analyse régionale. 156

7.3 Niveaux de retour (H_s) estimés par analyses régionale et locale, avec bornes supérieures des intervalles de confiance à 95% pour 6 sites. 157

7.4 Évolution relative (en %) des largeurs des intervalles de confiance à 95% des estimations des H_s centennales, en effectuant d'abord une analyse locale, puis une analyse régionale. 158

7.5 Détection de horsains dans les séries locales (surcotes de pleine mer) : a) Dunkerque, b) Brest, c) Verdon, d) La Rochelle. 162

7.6 Sites dont les H_s générées par la tempête Klaus sont identifiées comme étant des horsains. 163

7.7 Échantillons régionaux (surcotes de pleine mer) : a) région 1, b) région 2. . 164

7.8 Détection de horsains (surcotes de pleine mer) : boxplots ajustés pour les échantillons de a) Brest (échelle locale) et b) la région 1. 164

7.9 Détection de horsains dans l'échantillon régional (H_s) de la région 6 (Golfe de Gascogne Sud). 165

7.10 Position de la bouée SHOM et du site ANEMOC-2 le plus proche. 167

C Comparaison des méthodes régionales 187

3.1 *RMSE* et biais relatifs des méthodes d'*Hosking et Wallis* et du *pooling* sur l'estimation du quantile régional d'ordre 0.999. 189

Liste des tableaux

2 Données utilisées **11**

2.1 Pentes des tendances annuelles estimées (cm/an) pour les ports où l'eustatisme simple est retenu. 23

2.2 Années de rupture et pentes des tendances annuelles estimées (cm/an) pour les ports où l'eustatisme double est retenu. 23

4 Formation de régions homogènes **55**

4.1 Tests d'homogénéité statistique d'Hosking et Wallis pour les 6 régions (H_s). 78

4.2 Tests d'homogénéité statistique d'Hosking et Wallis pour les 5 régions (surcotes de pleine mer). 88

5 Modélisation de la dépendance régionale **91**

5.1 Partition de $(M_s > x)$ pour $N = 3$ sites. 108

6 Estimation de la loi régionale **123**

6.1 Définition des 8 modèles selon la paramétrisation de la loi régionale F_r. . . 133

6.2 *AIC* des 8 modèles saisonniers pour chacune des 6 lois régionales (H_s). . . . 135

6.3 *AIC* des 8 modèles directionnels pour chacune des 6 lois régionales (H_s). . . 135

6.4 Paramètres θ_r des modèles directionnels des 6 lois régionales (H_s). 136

6.5 Paramètres d'échelle $\gamma_{r,c}$ des lois *GPD* directionnelles (H_s). 136

6.6 *AIC* des 8 modèles saisonniers pour chacune des 5 lois régionales (surcotes de pleine mer). 139

6.7 Paramètres θ_r des modèles saisonniers des 5 lois régionales (surcotes de pleine mer). 139

6.8 Paramètres d'échelle $\gamma_{r,c}$ des lois *GPD* saisonnières (surcotes de pleine mer). 140

6.9 Estimation et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% du paramètre de forme k_r (H_s). 142

6.10 Estimation et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% des niveaux de retour régionaux 100 ans (H_s). 142

6.11 Estimation et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% du paramètre de forme k_r (surcotes de pleine mer). 143

6.12 Estimation et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% des niveaux de retour régionaux 100 ans (surcotes de pleine mer). 143

6.13 Critère FF_r : p-values des 6 lois régionales ($\mathrm{H_s}$). 146

6.14 Critère FF_r : p-values des 5 lois régionales (surcotes de pleine mer). 146

6.15 Critère $N_{r,T}$ pour les surcotes de pleine mer (région Golfe de Gascogne et Manche). 147

7 Analyse régionale *vs* analyse locale 153

7.1 Surcotes de pleine mer survenues durant les plus fortes tempêtes observées. 158

7.2 Périodes de retour des tempêtes les plus intenses observées (surcotes de pleine mer). 166

7.3 Périodes de retour de la tempête Klaus ($\mathrm{H_s}$). 166

7.4 Périodes de retour des tempêtes de l'automne-hiver 2013-2014 (surcotes de pleine mer). 168

Chapitre 1

Introduction et objectifs

1.1 Contexte de la thèse

1.1.1 Contexte industriel

La connaissance des phénomènes océano-météorologiques extrêmes est fondamentale pour prévenir les risques de submersion marine en zone côtière ou concevoir des aménagements côtiers, portuaires ou des plate-formes offshore, avec des périodes de retour d'intérêt allant généralement de 100 à 1000 ans. En particulier, le paragraphe suivant, issu de [34], résume comment EDF gère le risque inondation pour ses installations de bord de mer et dimensionne ses ouvrages de protection, dans le cadre de la réglementation en vigueur [5, 106].

1.1.1.1 La gestion du risque inondation sur les installations côtières d'EDF

Les risques d'inondation, pouvant avoir par exemple pour origine une tempête, sont pris en considération lors de la conception des ouvrages EDF situés en bord de mer.

La submersion de la plate-forme supportant les installations peut en effet conduire à des infiltrations d'eau dans les locaux renfermant du matériel important pour la sûreté nucléaire et dans les installations de collecte et de traitement des effluents radioactifs. Les inondations peuvent s'accompagner d'un apport de débris de toute sorte qui sont susceptibles de s'accumuler dans les prises d'eau de la station de pompage, rendant difficile l'alimentation des circuits de refroidissement.

La conception des centrales nucléaires doit ainsi respecter des Règles Fondamentales de Sûreté (RFS [106]). Celles-ci exigent notamment que la plateforme sur laquelle sont bâties les installations soit située à un niveau supérieur à la Cote dite Majorée de Sécurité (CMS) définie pour les centrales côtières (mais également pour les centrales fluviales ou en estuaire) en fonction de l'occurrence des phénomènes météorologiques extrêmes.

Lorsque cela se justifie, les centrales sont protégées par des digues ou murets à l'extérieur du site. Ces ouvrages sont éventuellement complétés par des écrans étanches à l'intérieur du site pour se prémunir des infiltrations d'eau sous les digues. La protection contre les inondations repose aussi sur un système d'alerte afin d'anticiper les actions préventives

(fermeture d'accès sur la digue, surveillance de la station de pompage, acheminement des ressources humaines et du matériel nécessaire, si le site devait être momentanément isolé). Elle fait l'objet d'un examen périodique pour tenir compte des évolutions réglementaires ou climatiques et s'assurer ainsi de son efficacité permanente. Si nécessaire, les dispositifs sont rehaussés, renforcés voire complétés.

1.1.1.2 De l'usage des statistiques extrêmes pour dimensionner les ouvrages de protection

La conception ou la vérification de protections côtières adaptées nécessite la connaissance précise de la probabilité d'occurrence des conditions océano-météorologiques extrêmes susceptibles de générer des submersions marines (le niveau marin ou les vagues par exemple). En particulier, la notion de niveau de retour des aléas maritimes est fondamentale en ingénierie marine et côtière. Par exemple, pour les états de mer, caractérisés par la hauteur de vague dite significative, le niveau de retour 100 ans correspond à la hauteur de vague dépassée en moyenne une fois tous les 100 ans. En d'autres termes, c'est la hauteur de vague qui a une probabilité 10^{-2} d'être dépassée chaque année.

Approches directes et indirectes pour l'estimation des niveaux marins extrêmes

Dans le chapitre 2, nous verrons que le niveau marin peut se représenter comme la superposition de deux phénomènes principaux : la marée (déterministe), et la surcote (aléatoire). Cette décomposition amène à définir deux types de méthodes probabilistes pour estimer les niveaux marins extrêmes : les approches directes et indirectes.

Les approches directes analysent directement les niveaux marins observés, sans distinguer la marée de la surcote. En raison de la nature déterministe de la marée, les méthodes directes ne sont généralement pas appropriées pour des sites à fort marnage (amplitude d'oscillation de la marée entre une pleine mer et une basse mer consécutive) [4].

Les approches indirectes étudient séparément les deux composantes "marée" et "surcote", pour ensuite recombiner les résultats et estimer le niveau marin. Par exemple, les méthodes de convolution caractérisent le niveau marin en se basant sur la loi de probabilité de la somme de la marée et de la surcote [72].

Réglementation en vigueur pour dimensionner les ouvrages de protection des centrales nucléaires de bord de mer

La réglementation en vigueur (RFS) s'appuie sur une approche indirecte pour dimensionner les protections des centrales nucléaires de bord de mer [5, 106]. La CMS est ainsi déterminée comme la somme de la marée maximale et de la borne supérieure de l'intervalle

de confiance à 70% de la surcote millénale (*i.e.*, de période de retour 1000 ans).

1.1.2 Contexte scientifique

1.1.2.1 Théorie des valeurs extrêmes

La théorie des valeurs extrêmes, dont les éléments de base sont rappelés dans l'annexe A, est la branche de la statistique consacrée à la caractérisation des événements rares, dont la probabilité d'apparition est très faible. Elle repose sur des théorèmes limites (asymptotiques) permettant de spécifier par exemple la loi de probabilité théorique d'un échantillon de maxima annuels ou celle des valeurs les plus élevées d'une série.

Bien qu'offrant un cadre théorique et rationnel pour estimer, par exemple, la hauteur de vague de période de retour 100 ans, l'application de cette théorie peut parfois poser quelques difficultés, notamment :

- Les résultats sont valables asymptotiquement (*i.e.*, pour un échantillon de taille infinie), alors qu'en pratique, les observations sont toujours en nombre limité. Il est délicat de juger de l'atteinte du domaine asymptotique pour valider l'application de cette théorie.
- Le principe de cette théorie est de modéliser des événements généralement non observés dans l'échantillon, en extrapolant la queue de distribution au-delà des observations. La question de la crédibilité des estimations finales peut alors légitimement se poser.

1.1.2.2 Les limites d'une analyse statistique locale des extrêmes

En ingénierie marine et côtière, les niveaux de retour sont habituellement estimés par des analyses statistiques locales, dont le principe est d'appliquer la théorie des valeurs extrêmes sur des données provenant d'un unique site d'observation.

Les inconvénients relevés dans le paragraphe précédent sont alors d'autant plus accentués dans ce cas. Par exemple, les incertitudes associées à l'estimation du niveau de retour 100 ans (ou 1000 voire 10 000 ans) sont souvent assez importantes du fait que la durée d'observation en ce site est en général limitée (de l'ordre de 10 à 30 ans dans le cas des états de mer par exemple).

L'analyse régionale représente une solution possible pour réduire les incertitudes inhérentes aux analyses locales. Le principe est d'exploiter l'information d'un ensemble de sites dont les extrêmes ont un comportement statistiquement similaire (*région homogène*), afin d'estimer ceux-ci de manière plus fiable que par une analyse locale. L'analyse régionale

présentée dans ce manuscrit repose sur l'*index-flood model* (modèle de l'indice de crue). Introduit par [27] pour estimer la fréquence d'occurrence de crues, ce modèle est depuis devenu populaire en hydrologie. Afin de l'adapter aux aléas maritimes extrêmes, la dénomination *modèle de l'indice maritime* est désormais utilisée.

1.2 Modèle de l'indice maritime

1.2.1 Présentation du modèle

Le modèle de l'indice maritime repose sur une hypothèse d'homogénéité régionale : **dans une région homogène, la distribution de probabilité des extrêmes est identique en chaque site, à la normalisation par un indice local près** (représentant les spécificités de chaque site). Voici quelques notations valables pour une région homogène donnée :

- N est le nombre de sites de la région
- $i = 1, ..., N$ désigne un site générique de la région
- Les extrêmes du site i sont représentés par la variable aléatoire X^i, de fonction de répartition F_i.
- μ_i est l'indice local du site i.
- Y est la variable aléatoire dite *régionale*, de fonction de répartition F_r.
- Le niveau de retour T-ans du site i est noté x_T^i.
- Le niveau de retour T-ans régional est noté y_T.

L'hypothèse d'homogénéité régionale s'exprime de la façon suivante :

$$\forall i = 1, ..., N, \ \frac{X^i}{\mu_i} \overset{\mathcal{L}}{=} Y \tag{1.1}$$

En termes de fonction de répartition, cette hypothèse se ré-écrit ainsi :

$$\forall i = 1, ..., N, \ \forall y, \ F_i(\mu_i y) = F_r(y) \tag{1.2}$$

Enfin, en termes de niveau de retour :

$$\forall i = 1, ..., N, \ x_T^i = \mu_i y_T \tag{1.3}$$

Une région homogène est donc un ensemble de sites d'observation dont les extrêmes partagent un comportement probabiliste similaire. [122] ont montré que ce modèle, en utilisant l'information à l'échelle régionale, permet effectivement de réduire les incertitudes sur les estimations des niveaux de retour par rapport à une analyse locale.

1.2.2 Revue bibliographique de son utilisation

1.2.2.1 Domaine des géosciences (hors domaine maritime)

Depuis [27], de nombreuses études hydrologiques et météorologiques ont utilisé ce modèle régional (sous la dénomination *index-flood model*, et non *modèle de l'indice maritime*). Par exemple, l'emploi de cette méthode dans le cadre de l'estimation de débits extrêmes de cours d'eau se retrouve dans les travaux de [26, 27, 30, 65, 85, 89, 121, 128]. La modélisation des précipitations extrêmes est étudiée par [13, 60, 115] et celle des vents extrêmes par [37, 49, 120]. Enfin, la réglementation en vigueur au Royaume-Uni pour l'estimation des précipitations extrêmes préconise l'utilisation de ce modèle régional [63].

1.2.2.2 Domaine maritime

En comparaison avec les géosciences vues ci-dessus, ce modèle n'a été que peu appliqué pour caractériser les aléas maritimes extrêmes. Ainsi, [127] ont estimé par cette méthode régionale les niveaux marins extrêmes pour 13 sites localisés sur les côtes néerlandaises de la Mer du Nord. Les hauteurs significatives extrêmes d'états de mer ont été modélisées pour 9 sites de la Mer du Nord par [126] et pour 11 sites des côtes orientales de la Mer du Japon par [47, 48]. Les surcotes extrêmes de pleine mer ont été traitées par [10] pour 18 sites des côtes françaises de l'Océan Atlantique et de la Manche, et par [6] pour 21 sites de la même zone. Enfin, [57] a considéré les run-up (altitude maximale du jet de rive) de tsunamis pour 114 sites de l'Océan Pacifique. Une caractéristique commune de ces études est une homogénéité des aléas maritimes sur des secteurs plutôt larges. Concernant le cadre réglementaire pour estimer les surcotes extrêmes en France, une étude statistique à l'échelle locale ou régionale est recommandée [5].

1.2.3 Discussion du modèle

Le modèle de l'indice maritime est ici présenté sous sa forme la plus générale : par exemple, les extrêmes modélisés peuvent aussi bien être des maxima par blocs (maxima annuels par exemple) que des dépassements de seuils (le choix du type de variable à modéliser sera discuté dans le chapitre 3). Ce modèle, constituant la base de ce manuscrit, doit cependant sa simplicité et son intuitivité au prix de trois hypothèses assez fortes :

(i) **Il est possible de former des régions homogènes.**

(ii) **Les observations en chaque site sont *i.i.d.* (indépendantes et identiquement distribuées)**

(iii) **Les observations sont indépendantes d'un site à l'autre.**

Dans le but de dégager des axes de travail sur ce modèle d'analyse régionale, ces trois hypothèses sont discutées dans la suite de cette section.

1.2.3.1 Hypothèse (i)

Cette hypothèse représente le cœur de l'approche car elle permet d'utiliser l'information régionale en exploitant les similitudes entre sites. L'homogénéité d'une région garantit l'existence de la loi régionale F_r vérifiant l'équation (1.2). Bien que les incertitudes sur les estimations des extrêmes puissent être réduites par rapport à une analyse locale, c'est une hypothèse forte. En effet, elle implique, d'une part, que les spécificités d'un site ne sont captées que par son indice local (le plus souvent un indicateur de position de la loi locale), et, d'autre part, que tous les sites de la région ont une forme de distribution identique (par exemple, le coefficient de variation et le skewness sont identiques en chaque site).

Pourtant, la revue bibliographique de la section 1.2.2 montre en particulier qu'aucune méthode spécifique aux aléas maritimes n'a été formalisée pour former des régions homogènes. Cette question sera donc spécifiquement étudiée dans le chapitre 4.

1.2.3.2 Hypothèse (ii)

Premièrement, le modèle suppose qu'en un site donné, les extrêmes observés sont indépendants. Or, les observations maritimes (et plus généralement environnementales) montrent très souvent une structure de dépendance significative. Nous avons par exemple observé [132] que les surcotes de pleine mer consécutives ont une dynamique pouvant être modélisée par un processus auto-régressif, avec une auto-corrélation significative jusqu'à 48 heures (resp. 72 heures) au plus en hiver (resp. en été). En particulier, un phénomène similaire est attendu pour les observations extrêmes : par exemple, une tempête peut durer plusieurs heures, voire plusieurs jours, en un même endroit et donc générer plusieurs surcotes extrêmes consécutives dépendantes (car issues du même phénomène physique).

Si les extrêmes modélisés sont des maxima annuels, l'hypothèse (ii) sera probablement vérifiée (en un site donné, des extrêmes observés sur plusieurs années différentes peuvent raisonnablement être supposés indépendants). Cependant, ce n'est généralement pas le cas pour les dépassements de seuils, et une solution possible pour traiter l'hypothèse (ii) consiste à se ramener à des données temporellement indépendantes. [29] ont notamment

popularisé les procédures de *declustering*, en introduisant l'approche POT (Peaks Over Threshold). Le principe est d'appliquer un filtre temporel qui permet de se ramener à des données indépendantes, en ne conservant qu'une seule observation d'un même événement physique ayant généré plusieurs extrêmes consécutifs. Bien que cette approche puisse entraîner une perte d'information sur la dynamique locale des extrêmes, elle sera retenue dans ce manuscrit. La procédure d'échantillonnage utilisée sera précisément décrite dans le chapitre 3.

Deuxièmement, les observations en chaque site sont supposées identiquement distribuées. Pourtant, si les extrêmes subissent des effets non-stationnaires, le modèle doit être adapté en conséquence, notamment pour augmenter la fiabilité des estimations [70]. Par exemple, dans un contexte d'évolution climatique, [54, 112] ont proposé un modèle régional non-stationnaire, où les paramètres de la loi régionale varient dans le temps, permettant ainsi l'incorporation d'une tendance annuelle. Dans ce manuscrit, des effets saisonniers et directionnels seront mis en évidence et étudiés dans le chapitre 6.

1.2.3.3 Hypothèse (iii)

L'hypothèse d'indépendance spatiale entre les sites ne peut être considérée comme réaliste : par exemple, elle implique que l'extension spatiale d'une tempête générant des extrêmes est réduite à un seul site. Si, à un instant et à un endroit donnés, des extrêmes sont observés, il est alors probable que les observations des sites voisins soient également élevées. La dépendance spatiale, inhérente à la plupart des phénomènes environnementaux, remet ainsi en cause les hypothèses des modèles traditionnels.

Cependant, certains auteurs ont fait le choix d'ignorer cette dépendance. Dans ce cas, il est nécessaire d'avoir une méthode d'estimation de la loi régionale qui soit peu sensible à la présence de dépendance spatiale. Par exemple, les méthodes présentées en section 1.2.4.1 de ce chapitre sont, par nature, robustes à la présence de dépendance spatiale.

Le traitement de cette dépendance est pourtant une question primordiale, car l'ignorer peut entraîner une sous-estimation des risques [119]. Ainsi, de façon similaire au traitement de la dépendance temporelle, certains auteurs ont suggéré de se ramener à des données spatialement indépendantes. Par exemple, pour l'estimation des surcotes extrêmes, [6, 10] ont défini un filtre spatial ne retenant que l'observation maximale parmi les extrêmes apparus en moins de 72 heures dans la région. Cependant, l'inconvénient majeur de ce type de procédure est une perte importante d'information sur la dynamique spatiale des extrêmes.

Il existe d'autres façons de traiter l'hypothèse (iii) : une revue bibliographique des méthodes utilisées est présentée dans le chapitre 5, consacré à la caractérisation et au traitement de la dépendance régionale.

1.2.4 Approches pour estimer la loi régionale

Cette section présente succinctement différentes méthodes pour estimer la loi régionale F_r de l'équation (1.2).

1.2.4.1 Regional averaging

Le principe des méthodes du type *regional averaging* est d'obtenir des informations sur les paramètres de la loi régionale, en moyennant les informations obtenues à l'échelle locale.

La méthode la plus connue est certainement celle d'*Hosking et Wallis* [60]. Les paramètres de la loi régionale sont estimés par la méthode des L-moments régionaux, ceux-ci étant définis comme la moyenne des L-moments locaux (l'annexe B est consacrée à la définition des L-moments). Cette méthode est notamment utilisée par [127] pour l'estimation des niveaux marins, par [47, 48, 126] pour l'estimation des hauteurs extrêmes de vagues et par [57] pour l'estimation des run-up des tsunamis.

La méthode *PIF* (*Population Index Flood*), popularisée par [124], résulte de l'hypothèse d'homogénéité et de l'expression analytique de l'indice local théorique. Cette méthode a principalement été utilisée en hydrologie [14, 125].

Par ailleurs, ces méthodes font généralement le choix d'ignorer une éventuelle dépendance spatiale. En effet, le fait de moyenner les informations locales rend ces méthodes assez robustes à la présence de dépendance spatiale [58].

1.2.4.2 Pooling

La méthode du *pooling* (également dénommée *station-year method* ou encore *méthode de l'échantillon régional*) illustre le fait d'"échanger l'espace pour du temps" [14]. Le principe est de rassembler les observations des différents sites (normalisées par l'indice local) dans un seul échantillon régional, celui-ci étant utilisé pour estimer les paramètres de la loi régionale. [6, 10] ont estimé les surcotes de pleine mer extrêmes par cette méthode.

À l'inverse du *regional averaging*, cette approche requiert un traitement approprié de la dépendance spatiale. Par exemple, la durée effective régionale (définie comme la durée totale d'observation de l'échantillon régional, après filtrage de la dépendance entre sites) est étroitement liée à la question de la dépendance entre les sites. Par exemple, du fait de cette dépendance, regrouper 10 sites de 30 ans d'observation chacun ne constitue probablement pas un échantillon régional correspondant à 300 ans d'observation. La durée effective régionale sera ainsi d'autant plus faible que l'extension spatiale d'un même événement extrême est importante. Cette durée effective permet par exemple de calculer des périodes de retour empiriques, ou encore de quantifier le gain de l'analyse régionale par rapport à

une analyse locale. Par ailleurs, contrairement au *regional averaging*, il devient possible avec le *pooling* d'introduire la notion d'aléa régional, en distinguant par exemple la période de retour locale et régionale d'un événement météorologique.

Ces deux approches sont légitimes pour estimer la loi régionale. Cependant, les résultats de l'annexe C indiquent que le *pooling* semble plus précis que le *regional averaging* pour estimer les quantiles régionaux élevés. Ainsi, bien que les articles insérés dans le chapitre 4 (dont l'objectif principal la formation de régions homogènes) utilisent la méthode d'*Hosking et Wallis* pour estimer la loi régionale, le *pooling* sera préféré dans ce manuscrit. Ses aspects spécifiques restant à développer (dépendance entre les sites et spécification de la loi régionale) seront donc traités en détail dans les chapitres 5 et 6.

1.3 Objectifs et plan de la thèse

L'analyse régionale vise à réduire les incertitudes d'une analyse locale sur les extrapolations des événements extrêmes, en considérant l'information de plusieurs sites d'observation ayant un comportement probabiliste similaire. L'analyse régionale est une méthode relativement récente, avec notamment assez peu d'applications dans le domaine maritime.

À l'heure actuelle, plusieurs questions demeurent cependant au cœur des réflexions scientifiques. Par exemple, [71] ont mis en évidence certaines limites de l'analyse régionale, comme l'éventuelle hétérogénéité d'une région (soulevant le problème de la formation de régions homogènes) ou encore la dépendance spatiale des sites, dont les effets sont généralement ignorés.

L'objectif scientifique de la thèse est donc d'approfondir certains points méthodologiques de l'analyse régionale, tout en restant dans le cadre des aléas maritimes extrêmes. Parallèlement, l'objectif industriel de ces travaux est de contribuer à garantir la sûreté des ouvrages EDF contre le risque de submersion marine, grâce à l'exploration de récentes techniques d'estimation des aléas maritimes extrêmes telles que l'analyse régionale.

Ce manuscrit s'articule autour des chapitres suivants :

- Le chapitre 2 présente les données maritimes utilisées pour appliquer l'analyse régionale. En particulier, les variables considérées sont la hauteur significative des vagues et la surcote de pleine mer, et les données sont localisées dans la zone Atlantique Nord-Est, Manche et Mer du Nord.

- Le chapitre 3 est dédié à l'échantillonnage des extrêmes pour effectuer une analyse régionale. La définition du caractère extrême des observations y est étudié, tout en prenant en ligne de compte la propagation spatio-temporelle des événements météorologiques générant les extrêmes.

- Le chapitre 4 est consacré à l'hypothèse principale du modèle de l'indice maritime : l'homogénéité régionale. Dans une région homogène, la distribution de probabilité des extrêmes est supposée identique en chaque site (à la normalisation par un indice local près). La question de la formation de régions homogènes, qui demeure ouverte dans le cadre des aléas maritimes, y est notamment traitée.

- Le chapitre 5 aborde la dépendance entre sites dans une région homogène, dans le cadre d'une méthode d'estimation de la loi régionale par *pooling*. La durée effective régionale d'observation ou la période de retour d'une tempête sont des exemples de quantités impactées par cette dépendance.

- Le chapitre 6 cherche à spécifier et estimer la loi régionale, tout en tenant compte des éventuels effets non-stationnaires exerçant une influence sur la distribution régionale.

- Le chapitre 7 compare les résultats issus des analyses locales et régionales, à travers les incertitudes sur les estimations et la capacité à modéliser les horsains présumés.

- Le chapitre 8 synthétise, en conclusion, les principaux résultats obtenus et propose un certain nombre de perspectives et de pistes de recherches complémentaires.

Chapitre 2

Données utilisées

Ce chapitre présente les variables maritimes et observations disponibles qui seront modélisées par analyse régionale. En voici les points essentiels :

- *La hauteur significative des vagues est la variable retenue dans ce manuscrit pour caractériser les états de mer. La base de données numériques ANEMOC-2 est utilisée pour extraire des séries horaires de ces hauteurs pour 1847 sites localisés en Atlantique Nord-Est, Manche et Mer du Nord, sur la période 1979-2009 (31 ans).*
- *La surcote de pleine mer est la variable retenue pour décrire la composante aléatoire du niveau marin aux alentours de l'instant de pleine mer. 67 sites, équipés de marégraphes et localisés le long du littoral français, britannique et espagnol de l'Atlantique, Manche, Mer du Nord et Mer d'Irlande, sont retenus pour extraire les séries de surcotes de pleine mer. La période d'observation s'étend de 1846 (Brest, France) à 2011, avec une durée moyenne d'observation de 31.1 ans.*

2.1 Hauteurs significatives de vagues

2.1.1 Définition

[19] définit un état de mer de la façon suivante : *"l'état de mer correspond à une période sur laquelle les vagues individuelles successives, bien que différentes les unes des autres, peuvent être considérées comme résultant d'un même processus aléatoire, de telle sorte qu'elles ont les mêmes propriétés moyennes d'un point de vue statistique. Pour cette raison, les conditions physiques (telles que la vitesse et la direction du vent et la hauteur d'eau) sont supposées constantes sur la durée de l'état de mer (échelle temporelle habituelle de l'ordre de 3 heures, soit 300 à 500 vagues). Les hauteurs et périodes de la houle caractéristiques d'un état de mer peuvent être obtenues grâce à une approche statistique (ou vague par vague) ou par une approche spectrale. Le dimensionnement de digues en enrochements est principalement basé sur ce type de valeurs caractéristiques des états de mer (comme la hauteur significative de la houle, la période moyenne), représentatives de conditions extrêmes".*

La hauteur significative des vagues H_s permet ainsi de caractériser un état de mer et est usuellement la grandeur privilégiée pour résumer l'intensité de celui-ci. Dans une approche statistique, la hauteur significative ($H_{1/3}$) est définie comme la moyenne des hauteurs (mesurées entre la crête et le creux) du tiers supérieur des vagues (figure 2.1). L'origine de cette définition vient du fait que si l'on demande à un observateur expérimenté d'estimer visuellement la hauteur des vagues, sa réponse sera généralement proche de la hauteur significative $H_{1/3}$. Dans une approche spectrale, la hauteur significative (H_{m0}) est définie comme 4 fois l'écart-type de l'élévation de la surface. Ces deux approches fournissent en théorie des valeurs identiques en grande et moyenne profondeur d'eau : $H_s = H_{1/3} = H_{m0}$.

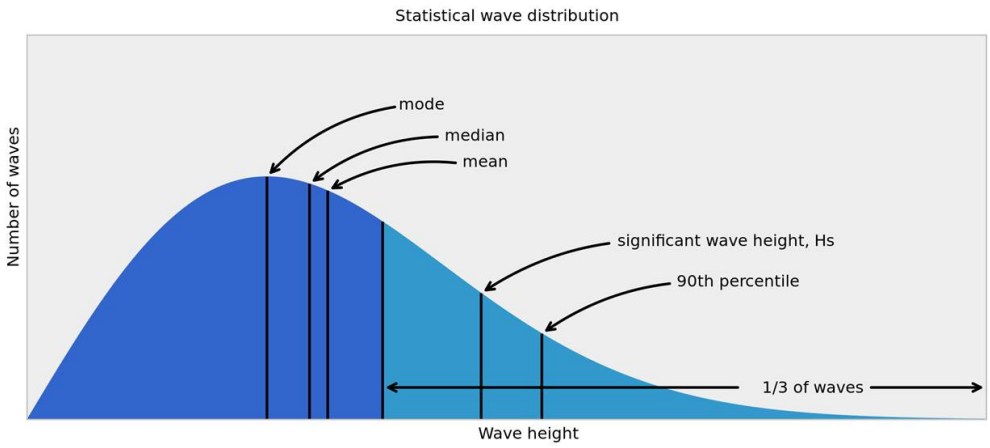

Figure 2.1: Distribution statistique des hauteurs de vagues (*NOAA UCAR COMET Program*).

2.1.2 Base de données ANEMOC-2

Dans ce manuscrit, les données de hauteurs significatives de vagues utilisées proviennent d'une base de données *hindcast*, dont l'objectif est de simuler rétrospectivement des conditions d'états de mer. Par rapport à un réseau d'observations de bouées houlographes, les principaux avantages d'une base de données *hindcast* sont *i*) une couverture spatiale et temporelle généralement bien plus dense, et *ii*) l'absence de valeurs manquantes. Cependant, les simulations rétrospectives peuvent parfois lisser les observations *in situ* et sous-estimer les événements extrêmes [16, 93].

ANEMOC-2 (Atlas Numérique d'États de Mer Océaniques et Côtiers) est une base de données numériques d'états de mer, construite à partir de simulations rétrospectives couvrant l'océan Atlantique entre le 01/01/1979 et le 31/12/2009 (31 ans). Elle a été développée en partenariat avec le Laboratoire d'Hydraulique Saint-Venant et le département LNHE d'EDF R&D [78]. Les simulations des conditions de vagues ont été effectuées avec le logiciel de modélisation des états de mer TOMAWAC, développé par le LNHE avec le soutien du CEREMA. TOMAWAC est un modèle spectral dit de "troisième génération", résolvant l'équation d'évolution en espace et en temps de la densité spectro-angulaire d'action d'onde [9]. En particulier, TOMAWAC calcule les hauteurs significatives de vagues H_{m0} à partir du moment d'ordre zéro de la densité spectrale de variance de la surface libre. Les simulations, validées dans les travaux de [78], ont été forcées par les champs de vents issus des ré-analyses CFSR (Climate Forecast System Reanalysis [114]).

La résolution spatiale du modèle océanique d'ANEMOC-2 est d'à peu près 120 km en Atlantique Nord et atteint environ 20 km le long des côtes européennes, et 10 km le long des côtes françaises. Cette grille est complétée par un modèle côtier dont *i*) la résolution spatiale est plus fine au niveau du plateau continental, dans la Manche et le long du littoral français, et *ii*) les effets de faible profondeur d'eau sur les vagues (dissipation par frottement sur le fond et déferlement) sont mieux représentés dans les simulations. Par ailleurs, bien que correspondant à des sorties de modèles, ces données sont désormais appelées *observations* dans la suite de ce manuscrit, et non *simulations*.

Dans ce manuscrit, seules les données du modèle océanique sont utilisées. Plus particulièrement, parmi les 13426 nœuds constituant celui-ci, l'étude portera sur une sélection de 1847 nœuds, représentée en figure 2.2. Pour chacun de ces 1847 sites, les séries temporelles horaires de hauteurs significatives de vagues sont extraites sur la période 1979-2009. À titre d'exemple, une série horaire de H_s, extraite sur l'année 2009 au niveau d'un site ANEMOC-2 localisé au large de la Bretagne, est représentée en figure 2.3.

La figure 2.4 représente la bathymétrie utilisée dans le modèle océanique d'ANEMOC-2 pour simuler les états de mer, au niveau des 1847 sites extraits ; la profondeur d'eau commence à 20 m en zone côtière pour aller jusqu'à 6000 m au large.

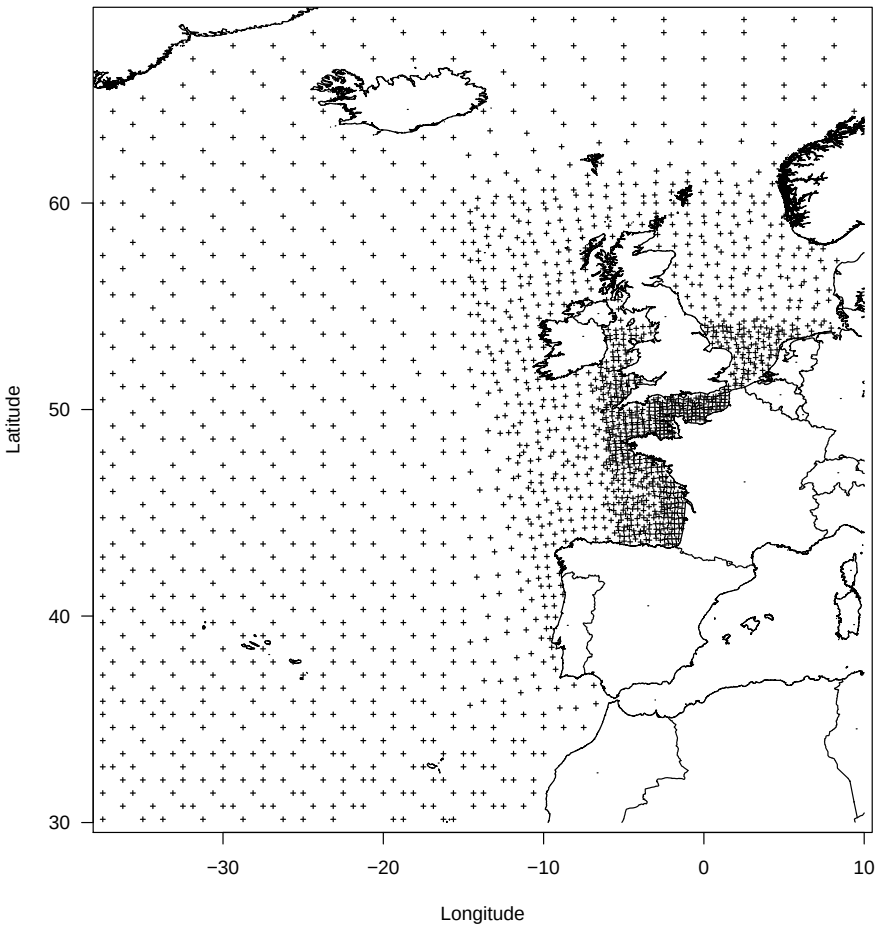

Figure 2.2: Localisation des 1847 sites extraits d'ANEMOC-2.

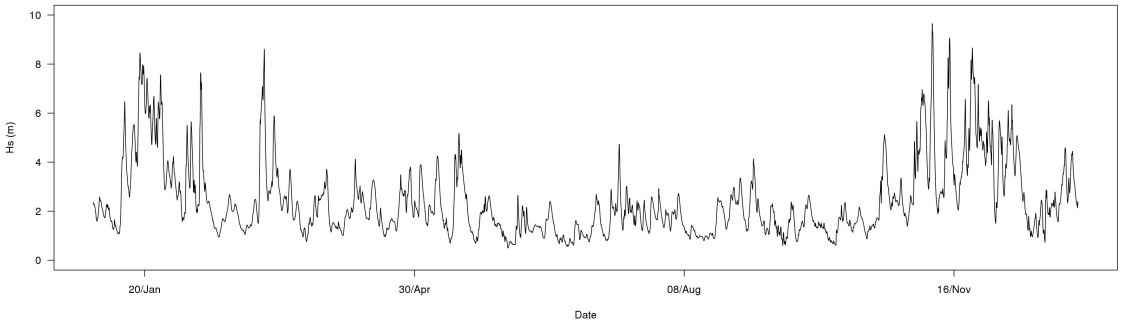

Figure 2.3: Série horaire de hauteurs significatives de vagues sur l'année 2009, au niveau du site ANEMOC-2 de coordonnées géographiques décimales (-5.15, 48.06).

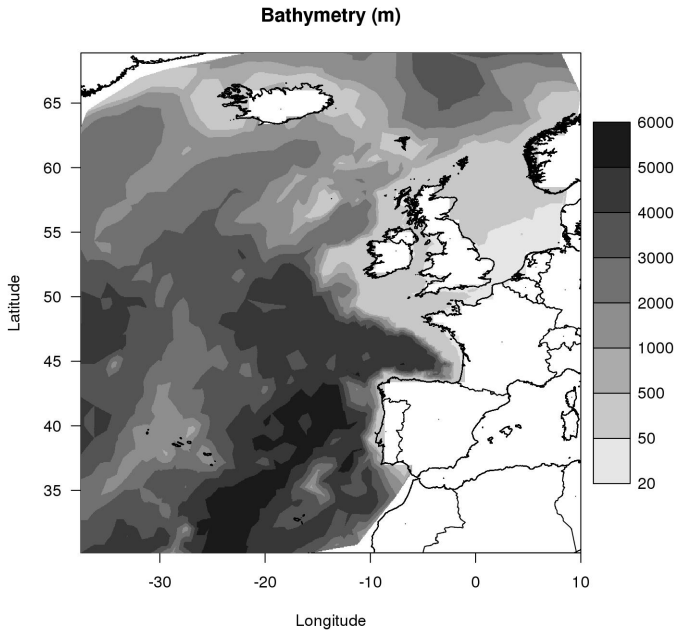

Figure 2.4: Bathymétrie (m) au niveau des sites ANEMOC-2.

2.2 Surcotes de pleine mer

La plupart des éléments de cette section sont issus des ouvrages [72, 118], qui décrivent avec précision le niveau de la mer et ses composantes.

2.2.1 Le niveau marin

Le niveau marin peut, schématiquement, se représenter comme la superposition de deux phénomènes principaux : la marée astronomique (déterministe), et la surcote météorologique (stochastique). Cette décomposition est valable pour le niveau marin *au repos*, c'est-à-dire en l'absence de vagues. Quand celles-ci sont présentes, des composantes statique et dynamique (wave set-up, wave run-up) s'ajoutent au niveau marin [72].

2.2.1.1 La marée astronomique

La marée astronomique est la variation du niveau marin principalement causée par l'action gravitationnelle de la Lune et du Soleil. Gouvernée par le mouvement des astres qui est parfaitement connu, elle est déterministe et peut donc être prédite avec certitude sur n'importe quelle fenêtre temporelle. Sur la façade Atlantique, Manche et Mer du Nord du littoral européen, la marée est dite de type *semi-diurne* : il y a (quasiment) deux pleines mers et deux basses mers par jour, d'importances sensiblement égales. Plus

précisément, deux pleines mers (ou deux basses mers) sont séparées de 12 heures 25 minutes et 14 secondes (soit environ 12.4 h). Cette périodicité est liée à la rotation de la Terre. On observe ainsi un maximum de marée au moment de le pleine mer, qui a donc lieu environ toutes les 12.4 h. En particulier, les plus hautes marées astronomiques (PHMA) surviennent lors de marées extraordinaires de vive-eau d'équinoxe. Elles sont associées à des coefficients de marée élevés, voisins de 120 (indice reflétant l'amplitude de la marée astronomique par rapport à sa valeur moyenne le long des côtes françaises).

2.2.1.2 La surcote météorologique

La surcote météorologique est la conséquence d'effets atmosphériques. Par exemple, pendant le passage d'une dépression, le niveau marin a tendance à être supérieur à la marée astronomique : en effet, le vent amplifie la surcote, en accumulant l'eau près des côtes ; de basses pressions vont également augmenter le niveau marin, par "effet du baromètre inversé". Inversement, pendant un anticyclone, le niveau marin a tendance à être inférieur à la marée astronomique (décote météorologique). Par ailleurs, la configuration du littoral joue aussi un rôle dans l'ampleur des surcotes météorologiques. Ainsi, quand une onde de tempête se déplace à l'approche des côtes, la diminution de la profondeur d'eau entraîne une augmentation de l'amplitude des surcotes associées à cette onde (car l'énergie de celle-ci se conserve).

Au vu de la nature aléatoire de ces effets atmosphériques, la surcote météorologique est donc un phénomène stochastique. La figure 2.5 décompose le niveau marin à Cromer (Angleterre) autour du 21 février 1993, où les surcotes ont atteint 2.5 m. Ceci illustre que la surcote météorologique peut être vue comme la composante aléatoire du niveau marin.

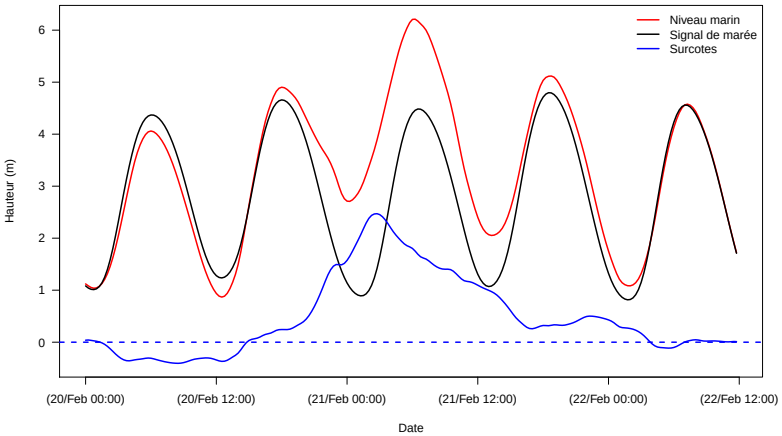

Figure 2.5: Décomposition du niveau marin à Cromer (Angleterre) autour du 21/02/1993.

2.2.2 Définition de la surcote de pleine mer

La surcote de pleine mer est définie comme la différence entre le niveau maximum observé autour de l'heure de pleine mer théorique et le niveau de pleine mer prédit par la marée astronomique (figure 2.6). La surcote de pleine mer n'est pas forcément égale à la surcote instantanée au moment de la pleine mer prédite (obtenue en faisant la différence entre le niveau observé et prédit pour exactement le même instant) : un décalage temporel entre ces deux variables est parfois constaté (pouvant atteindre une heure).

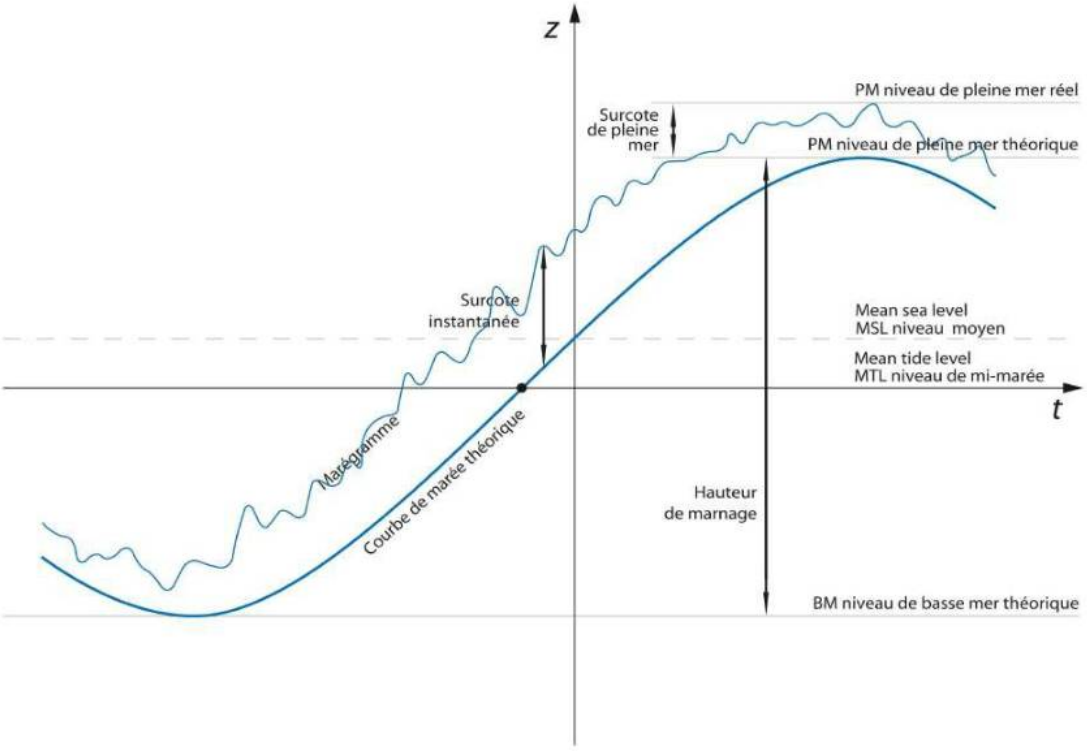

Figure 2.6: Définition de la surcote météorologique (instantanée et de pleine mer). Image issue de [72].

2.2.3 Raisons de l'utilisation de la surcote de pleine mer

Il existe plusieurs arguments qui motivent l'emploi des surcotes de pleine mer plutôt que les surcotes instantanées :

- Dans les endroits à fort marnage (comme en Atlantique, Manche ou Mer du Nord), le risque de submersion des zones et ouvrages côtiers est plus important quand les niveaux marins sont hauts, donc principalement autour des instants de pleines mers. C'est la raison principale pour se focaliser sur la surcote de pleine mer, qui décrit la contribution des surcotes aux niveaux de marée les plus hauts.

- L'étude, restreinte aux instants de pleine mer, permet de s'affranchir d'une éventuelle dépendance entre la marée et la surcote pour estimer les niveaux extrêmement hauts. Si le but était d'estimer les niveaux d'eau pour tout instant de marée, il faudrait tenir compte de ces effets d'interaction pour ensuite combiner correctement la marée astronomique et la surcote.

- Les surcotes de pleine mer ne sont pas sensibles à un éventuel déphasage temporel entre niveaux observés par les marégraphes (instruments permettant de mesurer le niveau de la mer) et niveaux prédits, à la différence des surcotes instantanées. La présence d'un tel décalage temporel, qui peut être dû à des effets atmosphériques et/ou une interaction entre marée et surcotes, peut produire des surcotes instantanées très élevées, et ce de façon purement artificielle (en particulier aux instants où la marée monte et descend rapidement). Ceci peut fortement biaiser le calcul des surcotes instantanées, mais n'a généralement pas d'influence sur celui de la surcote de pleine mer.

- Il est délicat d'obtenir des séries temporelles de surcotes instantanées qui soient fiables sur une longue durée. Ceci est lié avec la disponibilité et la qualité des mesures des niveaux marins des marégraphes à flotteur ou des marégrammes papiers. Des observations continues avec une haute résolution temporelle sont rarement disponibles, les périodes de données manquantes sont assez fréquentes et les instants de mesure ne sont pas connus avec une précision suffisante. À l'inverse, le calcul des surcotes de pleine mer souffre moins de ces difficultés.

2.2.4 Données marégraphiques

Les données de cette section sont des niveaux marins observés par des marégraphes. Elles ont toutes subi un contrôle qualité par les organismes les ayant diffusées.

2.2.4.1 Généralités sur les mesures marégraphiques

Les marégraphes enregistrent le niveau marin. Situés à l'intérieur des ports dans des emplacements souvent abrités, ils sont généralement installés dans des puits de tranquillisation, ce qui leur permet de filtrer une partie du signal dû aux vagues et au clapot. Ainsi, les mesures marégraphiques sont en pratique assimilées au niveau marin observé au repos (*i.e.*, non perturbé par les vagues).

Les considérations suivantes sur la précision des marégraphes sont issues de travaux (non publiés) de Xavier Kergadallan. Généralement, l'écart-type des mesures marégraphiques (erreur par rapport à la vraie valeur qui devrait être enregistrée) varie entre 1 et 5 cm. Pour

les marégraphes à flotteur (utilisés jusqu'à 1990 en France), cet écart-type est de l'ordre de 5 cm : les causes possibles sont l'envasement du puits de tranquilisation, ou encore des problèmes de référentiel altimétrique. Pour les marégraphes numériques (utilisés depuis 1990 en France), l'écart-type des mesures est de l'ordre de 1 cm. En particulier, des phénomènes de seiche (oscillations stationnaires causées par la mise en résonance d'une onde incidente) et de wave set-up (surélévation du niveau marin due au déferlement des vagues) ont été identifiés, signifiant donc qu'ils peuvent ne pas avoir été filtrés par les marégraphes.

Par ailleurs, les mesures marégraphiques sont parfois réalisées dans des conditions hostiles (tempêtes). Des problèmes techniques (transmission, autonomie, ou autres pannes) peuvent ainsi survenir, causant une interruption des mesures et générant de l'information manquante sur les événements extrêmes.

2.2.4.2 Données disponibles

La figure 2.7 montre la localisation de 67 marégraphes retenus, mesurant le niveau marin et répartis le long des côtes françaises, britanniques et espagnoles de l'Atlantique, Manche, Mer du Nord et Mer d'Irlande. Les informations sur les périodes d'observation des marégraphes se trouvent dans le paragraphe 2.2.6.3.

Données françaises
Les séries temporelles d'observations du niveau marin pour les ports français sont diffusées par le SHOM (Service Hydrographique et Océanographique de la Marine) et le REFMAR (Réseaux de référence des observations marégraphiques). Ces données ont été récupérées, au pas de temps horaire, pour 22 ports français (figure 2.7).

Données britanniques
Les séries temporelles d'observations du niveau marin pour les ports britanniques sont diffusées par le BODC (British Oceanographic Data Centre). Ces données, ainsi que les surcotes instantanées, ont été récupérées au pas de temps horaire jusqu'en 1992, et au pas de temps 15 minutes depuis 1993, pour 43 ports britanniques (figure 2.7).

Données espagnoles
Les séries temporelles d'observations du niveau marin pour les ports espagnols sont diffusées par l'IEO (Instituto Español de Oceanografía). Ces données ont été récupérées au pas de temps horaire pour 2 ports espagnols (La Corogne et Santander, figure 2.7).

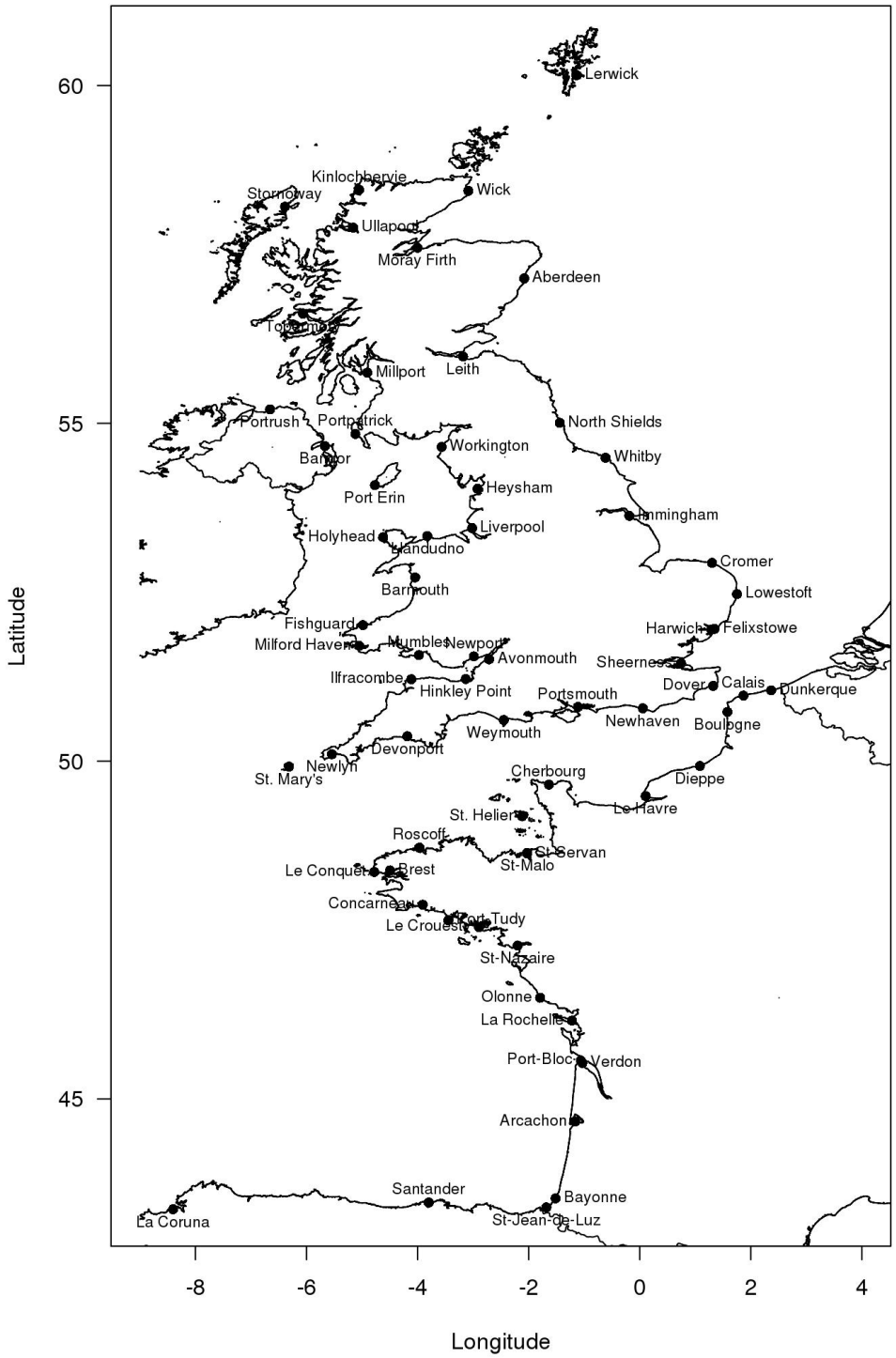

Figure 2.7: Réseau d'observation du niveau marin (67 sites).

2.2.5 Traitement de l'eustatisme

2.2.5.1 Définition et effets de l'eustatisme

À l'échelle locale, le niveau marin moyen peut être affecté par l'eustatisme (variation générale du niveau moyen de la mer). En particulier, des effets climatiques régionaux (par exemple, la circulation d'eau entre les réservoirs naturels, comme la fonte des glaces) combinés à des effets géomorphologiques locaux (mouvements de sols) peuvent contribuer à altérer à long terme les niveaux marins moyens.

Si l'eustatisme est mis en évidence, alors il est nécessaire d'en retirer ses effets, et ce pour deux raisons : *i*) le modèle statistique utilisé suppose la stationnarité temporelle des données (hypothèse mise en défaut si le niveau marin moyen évolue dans le temps) et *ii*) les prédictions des marées, calculées pour une époque contemporaine, sont valables pour le niveau moyen des mers actuel : il est donc nécessaire de corriger les niveaux marins observés pour calculer les surcotes des périodes passées.

2.2.5.2 Identification de l'eustatisme

En chacun des 67 sites d'observation, la présence d'un eustatisme est testée en examinant si les niveaux marins annuels moyens présentent une tendance significative dans leur évolution temporelle. Les niveaux annuels moyens locaux sont calculés selon les recommandations du SHOM et du PSMSL (Permanent Service for Mean Sea Level). Ensuite, la tendance annuelle est estimée par la méthode des moindres carrés (et correspond à la pente de la droite de régression linéaire du niveau moyen en fonction de l'année), et sa significativité est évaluée par un test de Student (hypothèse nulle de nullité de la pente de la droite de régression). L'eustatisme est déclaré significatif si la p-value de ce test est inférieure à 5%. Cependant, en raison de possibles valeurs manquantes dans les séries de niveaux annuels moyens, un examen visuel de chaque série est nécessaire pour décider de retenir ou non l'eustatisme.

Par ailleurs, les niveaux annuels moyens peuvent montrer une rupture dans leur évolution temporelle. Dans ce cas, il peut être pertinent d'affiner la modélisation de l'eustatisme par une double régression linéaire. Le principe est, pour chaque année d'observation, d'estimer deux droites de régression de part et d'autre de cette année (en y imposant la continuité). Le point de rupture est retenu comme l'année qui minimise l'erreur résiduelle commise par les deux droites. Les pentes sont déclarées nulles si les tests de nullité associés ne sont pas rejetés pour un niveau de risque 5%. Cette modélisation n'a de sens que si les séries d'observations sont suffisamment longues et qu'une rupture significative peut être décelée.

Ainsi, 33 ports sur les 67 présentent un eustatisme significatif. Les pentes estimées des tendances annuelles, toutes positives, s'échelonnent de +1.0 mm/an (Saint-Jean-de-Luz,

France) à +5.4 mm/an (Whitby, Royaume-Uni). La table 2.1 contient les estimations des pentes pour les 31 ports où un eustatisme simple (une seule droite de régression) est significatif. Pour les ports de Brest (France) et Lowestoft (Royaume-Uni), l'évolution temporelle des niveaux annuels moyens montre une rupture significative ; un eustatisme double (deux droites de régression), dont les caractéristiques sont résumées dans la table 2.2, est donc retenu dans ces deux ports. Par exemple, à Brest, il existe un régime à peu près stationnaire jusqu'en 1893, année à partir de laquelle on observe un eustatisme marqué par une élévation significative de +1.4 mm/an des niveaux annuels moyens jusqu'en 2010. La figure 2.8 montre l'évolution des niveaux marins annuels moyens pour les ports de Bayonne, Dieppe, Newlyn et Brest, avec représentation de l'eustatisme s'il y est significatif.

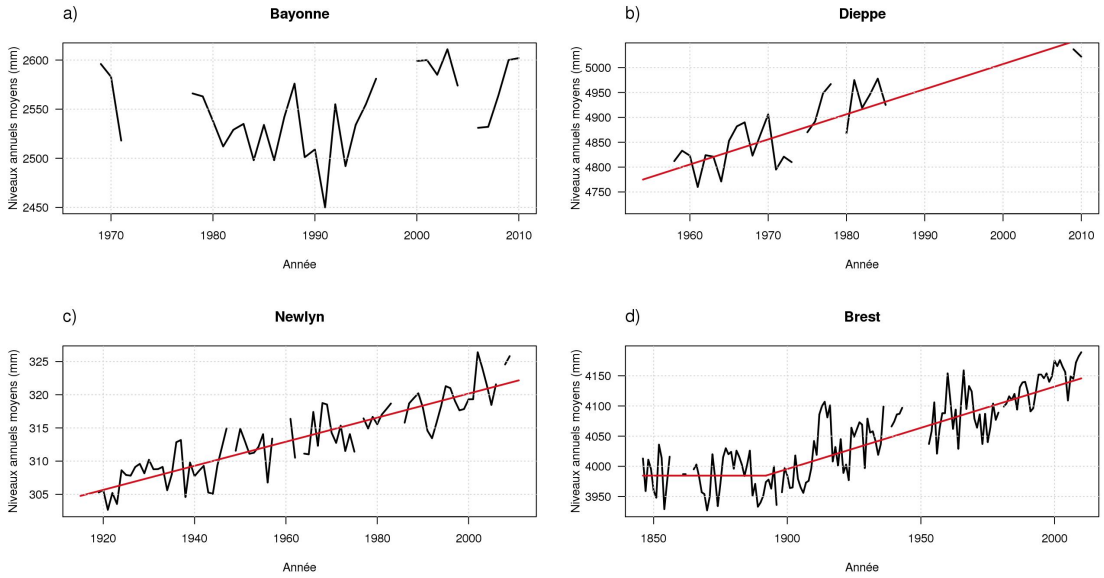

Figure 2.8: Niveaux marins annuels moyens avec représentation de l'eustatisme : a) Bayonne (pas d'eustatisme), b) Dieppe (eustatisme simple : +5.0 mm/an), c) Newlyn (eustatisme simple : +1.8 mm/an) et d) Brest (eustatisme double : niveau moyen constant jusqu'en 1893 et +1.4 mm/an à partir de 1893).

2.2.5.3 Correction de l'eustatisme

Dans chaque port où l'eustatisme est significatif, la série des niveaux marins observés est ajustée de façon à ce que la série correspondante des moyennes annuelles soit stationnaire, et dont la moyenne sur la période globale coïncide avec la moyenne de la dernière année d'observation. Ce traitement permet notamment de comparer les observations avec les prédictions des marées, celles-ci étant valables pour les niveaux marins moyens actuels.

Plus particulièrement, pour un port où un eustatisme simple est retenu, soit x_t la série horaire (ou sub-horaire) des relevés des hauteurs d'eau (en mm) de l'année t. La série

Table 2.1: Pentes des tendances annuelles estimées (cm/an) pour les ports où l'eustatisme simple est retenu.

Port	Eustatisme (pente en mm/an)
Boulogne	1.5
Cherbourg	1.3
Dieppe	5.0
Dunkerque	1.5
La Rochelle	1.9
Le Conquet	2.8
Le Havre	1.6
Les Sables d'Olonne	4.3
Port-Bloc	2.0
Port-Tudy	1.9
Roscoff	1.7
Saint-Jean de Luz	1.0
Saint-Nazaire	2.7
Verdon	3.3
Saint-Servan	1.7
Aberdeen	1.5
Avonmouth	3.1
Felixstowe	3.3
Fishguard	3.1
Holyhead	2.2
Lowestoft	3.0
Newlyn	1.8
North Shields	2.4
Portpatrick	2.2
Sheerness	1.8
Stornoway	2.3
Ullapool	2.3
Whitby	5.4
Wick	1.5
La Corogne	1.4
Santander	2.2

Table 2.2: Années de rupture et pentes des tendances annuelles estimées (cm/an) pour les ports où l'eustatisme double est retenu.

Port	Année de rupture	Pente 1 (mm/an)	Pente 2 (mm/an)
Brest	1893	0	1.4
Lowestoft	1979	0	3.9

corrigée de l'eustatisme est $\widetilde{x}_t = x_t + p(T-t)$, où p est la pente (en mm/an) de l'eustatisme et T la dernière année d'observation de la série. L'extraction des surcotes de pleine mer

s'effectuera sur la série corrigée $\widetilde{x}_t$ des niveaux marins observés. Pour les ports sous l'influence d'un eustatisme double (Brest et Lowestoft), un régime stationnaire est observé sur la première période : il faut ajouter aux observations de cette période la moyenne observée sur la deuxième période (qui est, ici, sous eustatisme simple), et traiter cette dernière période comme décrit précédemment.

2.2.6 Extraction des surcotes de pleine mer

Après correction des niveaux marins observés d'un éventuel eustatisme, les niveaux de pleine mer (théoriques et observés) sont récupérés pour extraire les séries de surcotes de pleine mer.

2.2.6.1 Niveaux théoriques de pleine mer

Le logiciel PREDIT, fourni par le SHOM, permet d'effectuer des prédictions officielles de marée sur le littoral français. Il est utilisé pour récupérer les instants et niveaux théoriques de pleine mer des 22 ports français. La même procédure est effectuée avec le logiciel SHOMAR (fourni par le SHOM) pour les 2 ports espagnols.

Les données des ports situés au Royaume-Uni présentent la particularité de fournir à la fois les niveaux marins observés et les surcotes instantanées. Ainsi, les niveaux théoriques de marée sont reconstruits en faisant la différence entre ces deux variables, sans utiliser de logiciel. Les niveaux théoriques de pleine mer sont ensuite déterminés de la même manière que les niveaux observés de pleine mer, selon la procédure décrite dans le paragraphe suivant.

2.2.6.2 Extraction des niveaux observés de pleine mer

Le niveau observé de pleine mer est défini comme le niveau maximum observé autour d'un instant théorique de pleine mer. Selon la nature des observations disponibles (en particulier selon leur résolution temporelle), l'échantillonnage des niveaux observés de pleine mer diffère.

Échantillonnage horaire

Quand les données sont échantillonnées au pas de temps horaire (cas de la France et du Royaume-Uni jusqu'en 1992), la procédure suivante est utilisée pour déterminer les niveaux observés de pleine mer :

- Regroupement par paquets de 5 valeurs glissantes

– Pour chaque paquet, si *i*) les 3 observations centrales sont consécutives dans le temps et *ii*) la valeur centrale est le maximum du paquet, alors la valeur maximale issue de l'interpolation parabolique des 3 observations centrales est un niveau observé de pleine mer

En particulier, s'il existe des données horaires manquantes autour d'un instant de pleine mer, cette pleine mer est ignorée par la procédure.

Échantillonnage à 15 minutes

Pour un échantillonnage à 15 minutes (Royaume-Uni depuis 1993), il n'y a pas d'interpolation des données : le niveaux observé de pleine mer est défini comme la valeur maximale observée dans l'intervalle de temps $[t_{HT} - 2\text{h}, t_{HT} + 2\text{h}]$, où t_{HT} est l'instant de pleine mer.

2.2.6.3 Extraction des surcotes de pleine mer

Les surcotes de pleine mer sont ensuite calculées pour chaque instant de pleine mer comme la différence entre niveaux observés et théoriques de pleine mer, si et seulement si les niveaux observés de pleine mer surviennent dans $[t_{HT} - 2h, t_{HT} + 2h]$. Il a été vérifié que le pas d'échantillonnage passant de 1 heure à 15 minutes pour les marégraphes anglais après 1992 n'induisait pas de biais significatif dans la constitution des séries de niveaux de pleine mer. La résolution temporelle de ces séries est approximativement 12.4 h, ce qui correspond à la périodicité temporelle de la pleine mer dans les zones de marée semi-diurne. À titre d'exemple, la série de surcotes de pleine mer extraite à La Rochelle pour l'année 2010 est représentée sur la figure 2.9 ; le pic de 1.53 m survenu le 28 février 2010 correspond au passage de la tempête Xynthia.

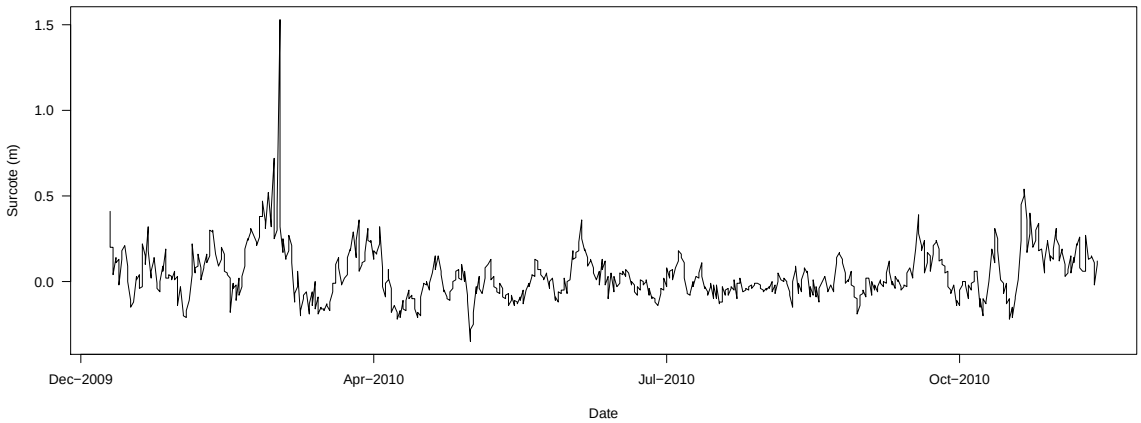

Figure 2.9: Série de surcotes de pleine mer à La Rochelle en 2010.

La figure 2.10 montre le détail des durées d'observation des séries de surcotes de pleine mer des 67 ports de la zone d'étude ; elles s'étalent de 8.3 ans (Moray Firth) à 150.5 ans (Brest), avec une durée moyenne de 31.1 ans. La figure 2.11 contient les périodes d'observation de chacun des 67 marégraphes, qui s'étendent de 1846 (Brest) à 2011. Les marégraphes n'ont pas forcément enregistré de façon continue, il existe en effet des années d'observation parfois manquantes ; de même, à l'intérieur d'une année d'observation peuvent exister plusieurs sous-périodes de données manquantes (non visibles dans la figure 2.11).

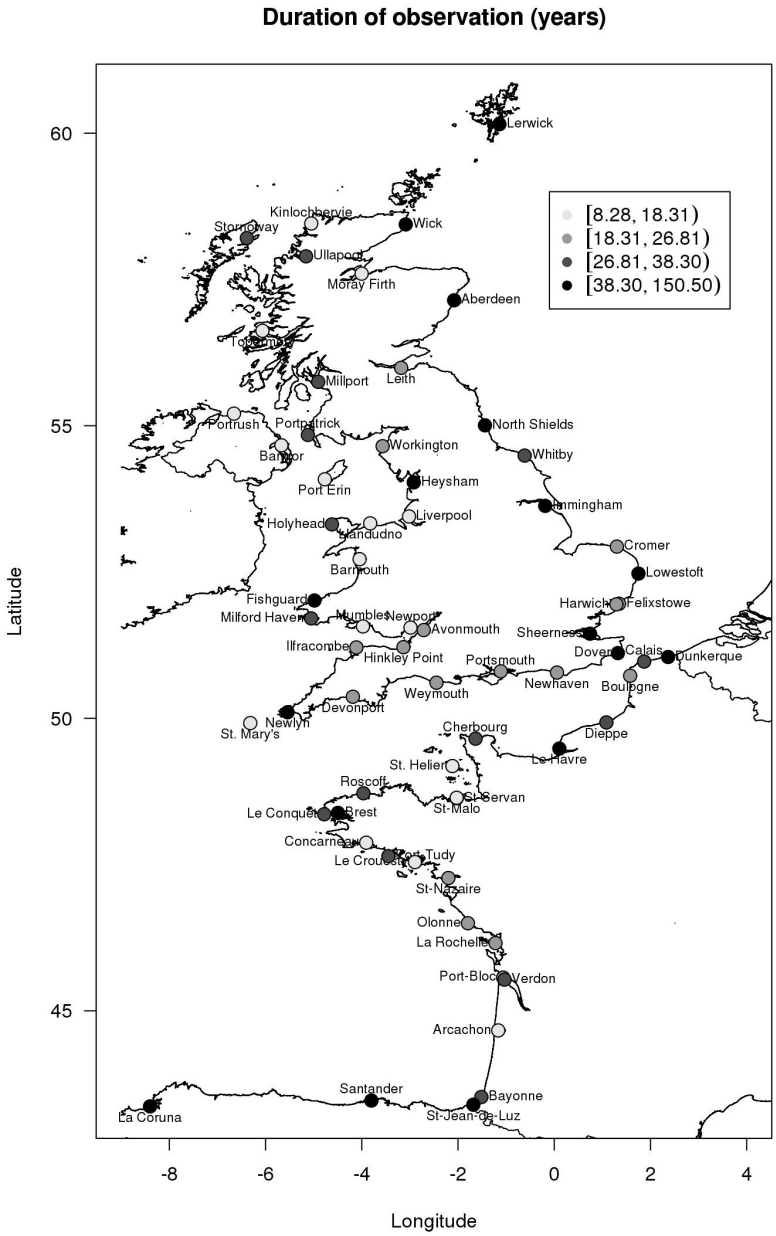

Figure 2.10: Durées d'observation (en années) en chacun des 67 sites.

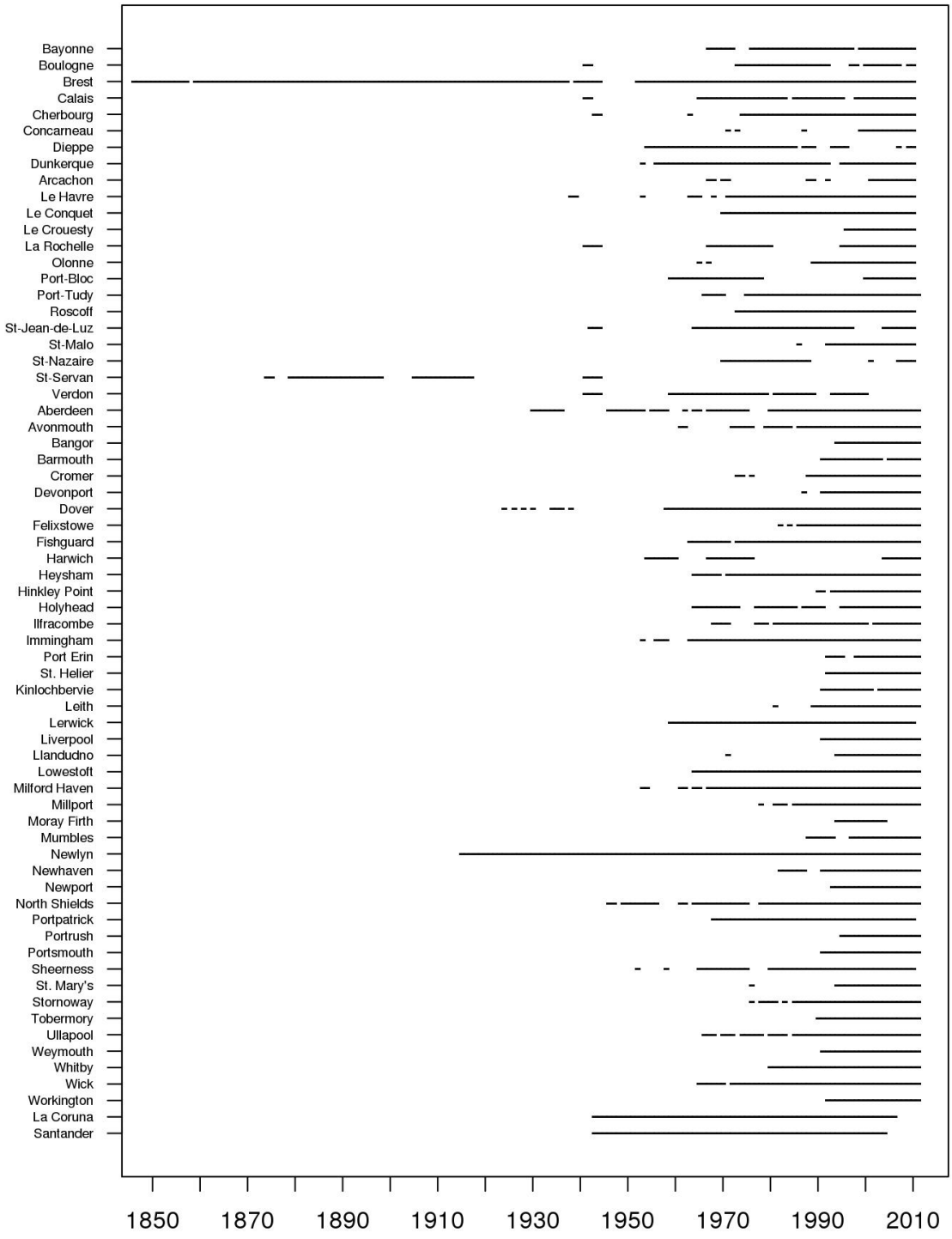

Figure 2.11: Périodes d'observation des séries de surcotes de pleine mer des 67 sites.

Davantage de précisions sur ces séries se trouvent dans [132] (en annexe D), où nous avons décrit la structure de dépendance temporelle des surcotes de pleine mer par des modèles auto-régressifs. En particulier, la longueur d'auto-corrélation des surcotes de pleine mer est estimée jusqu'à 3 jours, avec notamment des disparités spatiales et saisonnières.

Enfin, voici deux remarques spécifiques aux ports du Verdon et de Dunkerque sur les séries de surcotes de pleine mer.

- Les données du port du Verdon ne sont pas disponibles sur le site REFMAR. Cependant, une étude interne à EDF a permis de fournir la série des surcotes de pleine mer sur la période 1941-2000 [75]. Ces surcotes de pleine mer ont été corrigées *a posteriori* d'un eustatisme significatif de +3.3 mm/an.

- La surcote de pleine mer survenue le 1er février 1953 à Dunkerque, considérée comme un événement historique, a été ajoutée dans la base de données *a posteriori*. Un rapport interne à EDF de 1997 a permis de relever une hauteur de pleine mer de 7.90 m ; PREDIT renvoie pour cette pleine mer une hauteur de pleine mer théorique de 5.77 m. En tenant compte de l'eustatisme (+1.5 mm/an à Dunkerque), cette surcote historique est évaluée à 2.22 m.

Chapitre 3

Échantillonnage des extrêmes

Ce chapitre décrit la procédure d'échantillonnage des observations servant à estimer la loi de probabilité des extrêmes par analyse régionale. En voici les points essentiels :

- *Il est recommandé d'échantillonner les extrêmes par une approche POT : par rapport à une approche par maxima annuels, l'information apportée par les événements extrêmes y est notamment mieux exploitée, et les estimations sont généralement plus fiables.*
- *Dans une approche à seuils, une modélisation des dépassements offre plus de perspectives qu'une modélisation des excès : la loi régionale est beaucoup plus flexible dans le cas des dépassements de seuils que dans le cas des excès. L'indice local est cependant contraint d'être égal (ou, tout du moins, proportionnel) au seuil.*
- *Les tempêtes, définies ici comme des événements physiques générant des extrêmes maritimes en au moins un site de la zone d'étude, sont à la base de l'échantillonnage des extrêmes. Elles sont directement caractérisées à partir de la variable maritime d'intérêt. La procédure de détection spatio-temporelle développée permet de séparer des tempêtes survenant simultanément en différents endroits, ou encore de détecter des tempêtes successives impactant une même zone, comme les tempêtes Lothar et Martin de décembre 1999. Les tempêtes permettront également de former des régions homogènes et de modéliser la dépendance régionale.*
- *Une approche "double seuil" est utilisée pour séparer les considérations physiques des tempêtes de l'analyse purement statistique des extrêmes. En particulier, en chaque site, le seuil statistique régissant l'impact d'une tempête est sélectionné pour correspondre à $\lambda = 1$ dépassement de ce seuil par an en moyenne. Ce choix repose sur un compromis entre l'obtention d'une durée effective régionale suffisante et une estimation fiable des paramètres de la loi régionale. Le modèle de l'indice maritime implique que ces seuils représentent les indices locaux.*
- *Plusieurs facteurs physiques expliquent les variations spatiales des indices locaux, comme la bathymétrie, l'exposition du site par rapport aux tempêtes, la longueur du fetch (pour les hauteurs significatives de vagues) ou la configuration du trait de côte (pour les surcotes de pleine mer).*

Ce chapitre décrit la procédure d'échantillonnage des observations qui serviront à l'analyse statistique régionale des événements extrêmes.

3.1 Choix du type de variable à modéliser

Dans cette section, plusieurs critères sont pris en compte pour spécifier le type d'extrêmes à modéliser. Notamment, les deux approches les plus classiques (maxima annuels et POT) y sont comparées.

3.1.1 Maxima annuels et approche POT

La méthode des maxima annuels se base sur les observations maximales de chaque année, alors qu'une approche POT retient toutes les valeurs dépassant un certain seuil (élevé). L'annexe A resitue ces deux méthodes dans le cadre de la théorie des valeurs extrêmes.

L'approche POT permet généralement une meilleure utilisation de l'information sur les événements extrêmes [72]. Si, par exemple, plusieurs extrêmes particulièrement intenses sont survenus au cours d'une même année, alors la méthode des maxima annuels ne peut pas exploiter ces informations. À l'inverse, dans le cas d'une année sans événement notable, l'incorporation du maximum annuel pour estimer les extrêmes peut biaiser les résultats. Dans ces deux cas, l'approche POT évite ces écueils.

Cependant, la difficulté d'échantillonnage doit également être considérée. Alors qu'il est relativement aisé d'obtenir une série de maxima annuels de façon objective à partir d'une série temporelle, l'extraction des pics au delà d'un seuil est plus délicate. Comme évoqué dans la discussion de l'hypothèse (ii) du modèle de l'indice maritime sur le caractère *i.i.d.* des observations en chaque site, un critère d'identification des événements générant plusieurs extrêmes dépendants doit être défini (souvent de façon subjective). Le choix du seuil introduit par ailleurs un degré d'incertitude supplémentaire sur les estimations finales : le seuil choisi doit permettre d'inclure l'information la plus pertinente possible, tout en restant dans le cadre de la théorie des valeurs extrêmes.

Par ailleurs, en comparant les performances de ces deux méthodes sur les estimations des extrêmes, [83, 84] ont montré la supériorité de l'approche POT, que ce soit pour une analyse locale ou une analyse régionale.

Compte tenu de ces remarques, une approche POT est retenue dans ce manuscrit. La section suivante distingue maintenant deux modélisations : celle des dépassements de seuils de celle des excès de seuils.

3.1.2 Dépassements et excès de seuils

Pour un site i générique, soit S^i la variable aléatoire représentant l'aléa maritime considéré. Par exemple, pour la hauteur significative des vagues (resp. la surcote de pleine mer), S^i est échantillonnée à une période de 1 h (resp. 12.4 h environ). Il s'agit de séries temporelles, mais, pour ne pas alourdir les notations, l'indice représentant le temps est omis. Soit u_i le seuil au-delà duquel les extrêmes de S^i sont modélisés. Les dépassements de seuil sont définis par la variable $X^i = S^i | S^i > u_i$.

Les excès de seuils sont quant à eux définis par $Z^i = S^i - u_i | S^i > u_i$. Alors qu'il est équivalent de travailler avec les dépassements X^i ou les excès Z^i dans le cadre d'une analyse locale, ce n'est plus le cas pour une analyse régionale : cela a notamment un impact sur les structures de l'indice local et de la loi régionale.

3.1.2.1 Implications sur l'indice local

Soit μ_i l'indice local du site i. La spécification de μ_i dépend du choix de modéliser les dépassements X^i ou les excès Z^i.

Dépassements de seuils

Dans le cas des dépassements X^i, l'hypothèse d'homogénéité régionale prend la forme suivante :

$$\forall i = 1, ..., N,\ \forall x \geq \frac{u_i}{\mu_i},\ \mathbb{P}\left(\frac{X^i}{\mu_i} \leq x\right) = \mathbb{P}\left(S^i \leq \mu_i x \mid S^i > u_i\right) = \psi(x) \tag{3.1}$$

où la fonction de répartition normalisée ψ ne dépend pas du site i. Selon [112], en remarquant que $i)$ $\psi(u_i/\mu_i) = 0$ et $ii)$ $\forall \varepsilon > 0,\ \psi(u_i/\mu_i + \varepsilon) > 0$, alors le rapport u_i/μ_i est nécessairement la borne inférieure du support de la distribution ψ. En particulier, cette borne ne devant pas dépendre de i, l'indice local μ_i est contraint à être proportionnel au seuil u_i. Sans perte de généralité, l'indice local est ainsi choisi égal au seuil : $\mu_i = u_i$.

Excès de seuil

Dans le cas des excès Z^i, l'indice local peut prendre n'importe quelle forme. En effet, l'hypothèse d'homogénéité régionale devient :

$$\forall i = 1, ..., N,\ \forall x \geq 0,\ \mathbb{P}\left(\frac{Z^i}{\mu_i} \leq x\right) = \mathbb{P}\left(S^i \leq u_i + \mu_i x \mid S^i > u_i\right) = \omega(x) \tag{3.2}$$

La spécification de μ_i n'est donc plus contrainte, car le support de la variable Z^i/μ_i, $\mathbb{R}^+$, ne dépend naturellement pas de i. Ainsi, l'indice local est plus flexible dans le cas d'une modélisation des excès.

De nombreuses études utilisent d'ailleurs un indice local empirique (issu des observations de la variable Z^i), le plus souvent la moyenne ou la médiane. Dans ce cas, nous avons montré [131] qu'utiliser la moyenne représente un choix raisonnable pour se prémunir d'une éventuelle hétérogénéité régionale et des effets de la dépendance entre les sites (se référer à l'annexe E).

3.1.2.2 Implications sur la loi régionale

Dans ce paragraphe, les dépassements X^i sont supposés suivre une loi *GPD* (Generalized Pareto Distribution, voir l'annexe A) : $X^i \sim GPD(u_i, \alpha_i, k_i)$, où α_i et k_i sont respectivement des paramètres d'échelle et de forme. Par définition, $Z^i \sim GPD(0, \alpha_i, k_i)$.

Dépassements de seuils

Dans le cas des dépassements, $\mu_i = u_i$ et $X^i/u_i \sim GPD\,(1, \alpha_i/u_i, k_i)$. Par hypothèse d'homogénéité régionale :

$$\forall i = 1, ..., N,\ \frac{X^i}{u_i} \sim GPD(1, \gamma, k), \tag{3.3}$$

où le paramètre d'échelle régional γ vérifie $\gamma = \alpha_i/u_i$, et le paramètre de forme est constant dans la région : $k_i = k$, $\forall i = 1, ..., N$.

Excès de seuil

Dans le cas des excès, si l'indice local est par exemple représenté par la moyenne théorique, *i.e.* $\mu_i = \mathbb{E}\left(Z^i\right) = \frac{\alpha_i}{1-k_i}$, alors l'hypothèse d'homogénéité régionale implique :

$$\forall i = 1, ..., N,\ \frac{Z^i}{\mu_i} \sim GPD(0, 1-k, k) \tag{3.4}$$

Le seul paramètre régional est le paramètre de forme k commun à chaque site.

Ainsi, la loi régionale est plus flexible si les dépassements sont modélisés (deux paramètres régionaux, contre un seul dans le cas des excès). Cette flexibilité additionnelle est un critère important, par exemple pour bien représenter les observations les plus extrêmes, ou encore pour incorporer des covariables extérieures dans la loi régionale. Par ailleurs, dans le cas d'une loi exponentielle ($k = 0$) pour les excès, la loi régionale n'a plus aucun paramètre.

Conclusions

Au vu des implications sur l'indice local et sur la loi régionale, il est préférable de modéliser les dépassements de seuils plutôt que les excès. Dans les sections suivantes, les seuils seront

définis de telle sorte qu'en moyenne, λ dépassements sont observés chaque année en chaque site. Ainsi, le niveau de retour T-ans du site i, x_T^i, sera solution de l'équation suivante [110] :

$$\mathbb{P}\left(X^i > x_T^i\right) = 1 - F_i\left(x_T^i\right) = \frac{1}{\lambda T} \tag{3.5}$$

Enfin, par homogénéité régionale :

$$x_T^i = F_i^{-1}\left(1 - \frac{1}{\lambda T}\right) = u_i F_r^{-1}\left(1 - \frac{1}{\lambda T}\right) \tag{3.6}$$

3.1.3 Conclusions

Une approche POT pour les dépassements de seuils est ainsi préconisée dans ce manuscrit. Cependant, ceci soulève plusieurs questions délicates, comme le choix du seuil au-delà duquel les observations seront définies comme extrêmes, ou encore les critères de séparation permettant l'indépendance des événements physiques initiateurs des dépassements de seuils. Les objets "tempêtes", présentés dans la section suivante, offrent un cadre naturel pour échantillonner les extrêmes dans le cadre d'une analyse régionale, tout en permettant d'aborder ces questions.

3.2 Tempêtes

Les tempêtes définies dans cette section permettront de retracer la dynamique spatio-temporelle des extrêmes maritimes générés par des phénomènes météorologiques à large échelle. En définissant notamment le caractère extrême des observations à partir de dépassements d'un seuil élevé, les tempêtes s'inscrivent dans l'approche POT retenue dans la section précédente. En plus d'échantillonner les observations extrêmes, les tempêtes constitueront également les bases de la formation des régions homogènes (chapitre 4) et de la modélisation de la dépendance régionale (chapitre 5).

3.2.1 Méthode d'extraction des tempêtes

Les tempêtes sont ici directement caractérisées à partir de la variable maritime d'intérêt (c'est-à-dire, la hauteur significative de vague ou la surcote de pleine mer). Dans ce manuscrit, les tempêtes sont définies comme des événements météorologiques générant des extrêmes maritimes en au moins un site de la zone d'étude. En particulier, la procédure utilisée pour les détecter revient à les définir comme des dépassements spatio-temporellement cohérents d'un quantile élevé. [80, 97, 105] ont utilisé une approche similaire pour détecter des tempêtes à partir d'observations de vitesses de vent.

En particulier, une tempête impacte un site si q_p est dépassé, q_p étant le quantile d'ordre

p (où p est proche de 1) de la série temporelle initiale observée en ce site. Les tempêtes se propageant dans l'espace et le temps, leur détection repose sur une procédure de declustering spatio-temporel. L'idée principale consiste à supposer que les extrêmes voisins dans l'espace et le temps sont générés par la même tempête. Plus particulièrement, deux extrêmes sont des voisins spatio-temporels si les conditions suivantes sont simultanément remplies :

- Ils sont survenus en moins de Δ heures.
- Ils font mutuellement partie des η-plus proches voisins de l'autre.

Une description plus détaillée de cette procédure se trouve dans le paragraphe 2.1 de l'article *Formation of homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme significant wave heights* (section 4.2.1.1 de ce manuscrit).

Trois paramètres sont ainsi requis pour détecter une tempête : p, définissant son impact sur les sites, et (Δ, η) qui sont reliés à sa propagation spatio-temporelle. En particulier, la paramétrisation de Δ, liée au temps de propagation des extrêmes entre 2 sites voisins, permet notamment de détecter des tempêtes successives impactant une même zone (comme par exemple les tempêtes Martin et Lothar survenues entre le 26 et le 28 décembre 1999 dans le Golfe de Gascogne, ou encore la succession des nombreuses tempêtes ayant impacté la Bretagne entre décembre 2013 et mars 2014). η, dont la paramétrisation dépend en partie de la distance entre les sites, permet quant à lui de séparer les tempêtes provoquant des extrêmes simultanément en différents endroits.

(p, Δ, η) doivent être choisis de manière à refléter au mieux les dynamiques des tempêtes étudiées. Par exemple, si p est trop élevé et que Δ (ou η) est trop petit, il est probable qu'un même événement physique soit séparé, à tort, en plusieurs tempêtes. À l'inverse, si p est trop petit et que Δ (ou η) est trop élevé, deux événements distincts peuvent être regroupés à tort en une seule tempête.

Par ailleurs, les valeurs choisies de (p, Δ, η) sont susceptibles de changer selon la variable maritime étudiée. En effet, sa dynamique de propagation en plusieurs sites, la résolution spatio-temporelle des observations disponibles, ou encore la présence de valeurs manquantes sont des facteurs pouvant influencer ce choix. Il est ainsi conseillé de mener une étude de sensibilité pour choisir (p, Δ, η), par exemple en s'assurant de reproduire correctement la dynamique des événements les plus intenses. Les tempêtes identifiées seront d'ailleurs supposées indépendantes entre elles, renforçant ainsi l'importance du choix de (p, Δ, η).

3.2.2 Tempêtes de hauteurs significatives de vagues

Les tempêtes sont ici définies comme des événements physiques générant des hauteurs significatives de vagues extrêmes, en au moins un des 1847 sites de la figure 2.2.

3.2.2.1 Paramètres pour l'extraction des tempêtes

Les valeurs des paramètres (p, Δ, η) nécessaires à l'extraction des tempêtes de H_s (et définis dans la section précédente) sont choisies de façon à *i*) assurer la cohérence de la propagation des tempêtes de la base de données (notamment les plus intenses, dont quelques-unes des plus célèbres sont représentées dans le paragraphe 3.2.2.3 et *ii*) tenir compte de la résolution spatio-temporelle des observations (données horaires et sites distants d'environ une centaine de kilomètres au maximum).

Une analyse de sensibilité montre que l'extraction avec $p = 0.99$ peut regrouper différents événements en une seule tempête. À l'inverse, $p = 0.999$ peut séparer un événement en plusieurs tempêtes (en particulier quand son intensité n'est pas constante durant sa propagation). Les tempêtes de H_s sont généralement détectées de façon plus satisfaisante quand $p = 0.995$. Le quantile 0.995 a d'ailleurs été utilisé comme seuil par [90, 113] pour estimer des hauteurs extrêmes de vagues par une approche POT. Plus généralement, les valeurs ($p = 0.995$, $\Delta = 2$ h, $\eta = 10$), où (Δ, η) sont respectivement reliés au temps de propagation des vagues extrêmes entre 2 sites voisins et à la densité de la grille de la figure 2.2, permettent une représentation satisfaisante de la dynamique physique des tempêtes. Cette configuration est donc retenue, menant à l'extraction de 5939 tempêtes de H_s.

Les seuils $q_{0.995}$ de détection des tempêtes (quantiles d'ordre 0.995 des séries temporelles horaires de hauteurs significatives de vagues) sont représentés en figure 3.1. Les quantiles les plus faibles (situés à l'approche des côtes de la Manche et de la Mer du Nord) sont compris entre 2 m et 6 m, alors que les plus élevés atteignent environ 14 m.

Afin d'illustrer la procédure d'extraction des tempêtes de H_s avec ces paramètres retenus, la propagation de la tempête Daria du 24-26 janvier 1990 est montrée sur la figure 3.2.

3.2.2.2 Éléments descriptifs des tempêtes extraites

A partir des 5939 tempêtes de H_s extraites, une étude descriptive montre qu'il y a 192 tempêtes par an en moyenne dans la zone d'étude, avec un écart-type de 26 tempêtes par an. La figure 3.3 représente l'évolution annuelle entre 1979 et 2009 du nombre de tempêtes de H_s ayant impacté la zone d'étude. Par exemple, les années 1993 et 2003 ont été respectivement la plus et la moins tempétueuse pendant les 31 ans d'observation. Notons par ailleurs la difficulté d'identifier une tendance dans cette évolution.

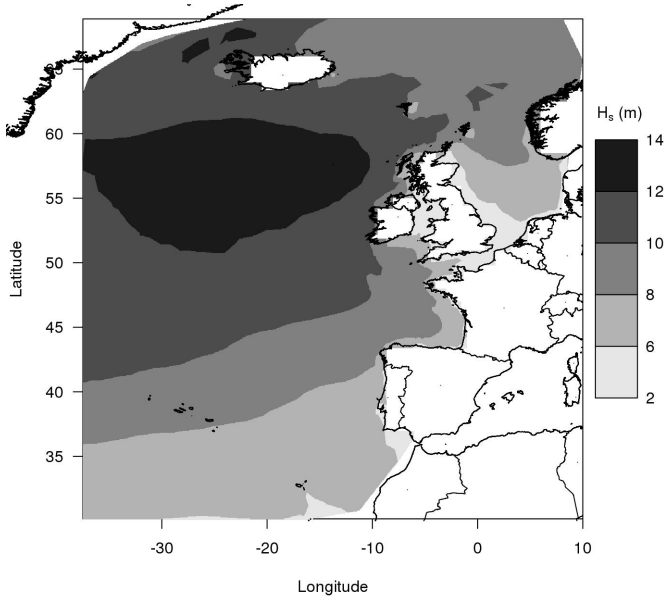

Figure 3.1: Quantiles d'ordre 0.995 des séries temporelles horaires de H_s (m).

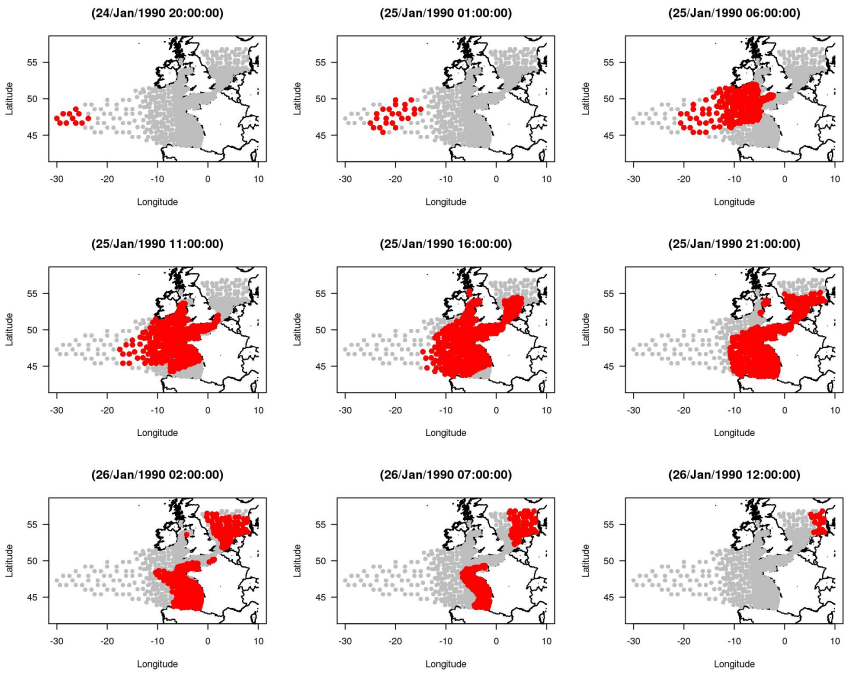

Figure 3.2: Propagation de la tempête Daria (24-26 janvier 1990) à pas de temps 5 heures. Les points rouges indiquent les sites impactés (dépassements des quantiles 0.995 des séries horaires de H_s) et les points gris représentent l'empreinte de la tempête.

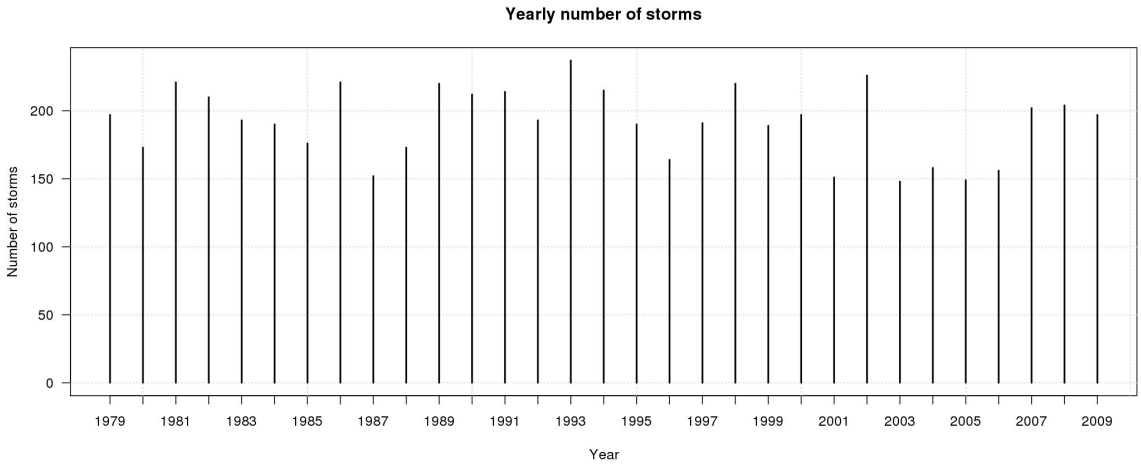

Figure 3.3: Nombre annuel de tempêtes de H_s dans la zone d'étude entre 1979 et 2009.

La figure 3.4 montre l'occurrence mensuelle des tempêtes de H_s. Celles-ci sont ainsi beaucoup plus fréquentes en hiver qu'en été (89% des tempêtes se sont produites entre octobre et mars inclus), avec notamment un pic durant janvier, mois durant lequel environ 20% des tempêtes observées se sont produites.

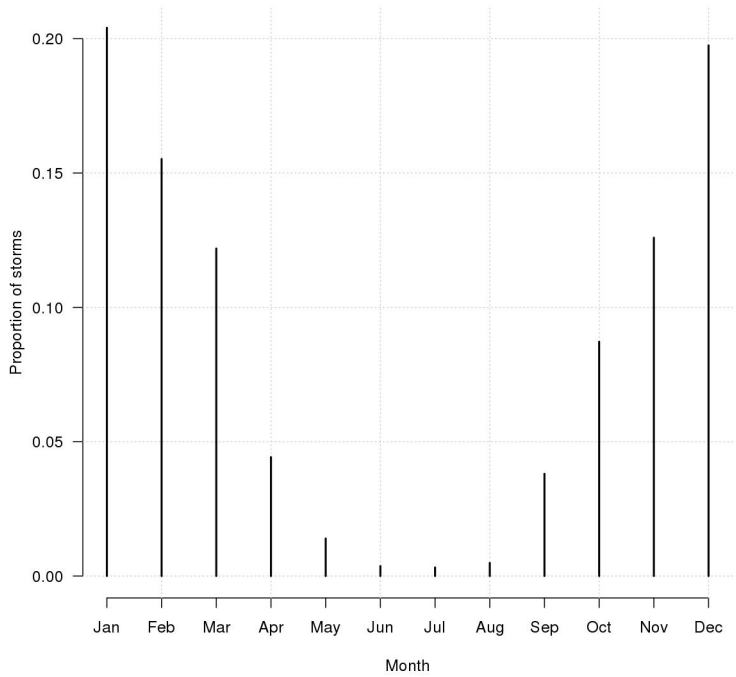

Figure 3.4: Occurrence mensuelle (en proportion) des tempêtes de H_s entre 1979 et 2009.

Concernant l'extension spatiale des tempêtes de H_s, une tempête impacte en moyenne 38 sites sur les 1847 de la base de données (avec un écart-type de 104 sites). Davantage de précisions seront fournies dans le chapitre 4, où les régions homogènes seront notamment formées en se basant sur les empreintes typiques des tempêtes.

Par ailleurs, il est possible de récupérer des informations sur la dynamique locale des extrêmes, par exemple en considérant les durées des tempêtes à l'échelle d'un site. Ainsi, une tempête de H_s dure en moyenne 12.5 h en un site quelconque de la zone d'étude, avec un écart-type de 10.3 h. La figure 3.5 met en évidence des disparités spatiales dans ces durées, avec notamment un gradient Nord-Sud assez marqué. Bien que la zone étudiée soit ici différente, ces résultats sont comparables avec ceux de [11], où les conditions de tempêtes de vagues analysées à Marseille ont une durée moyenne d'environ 15 h.

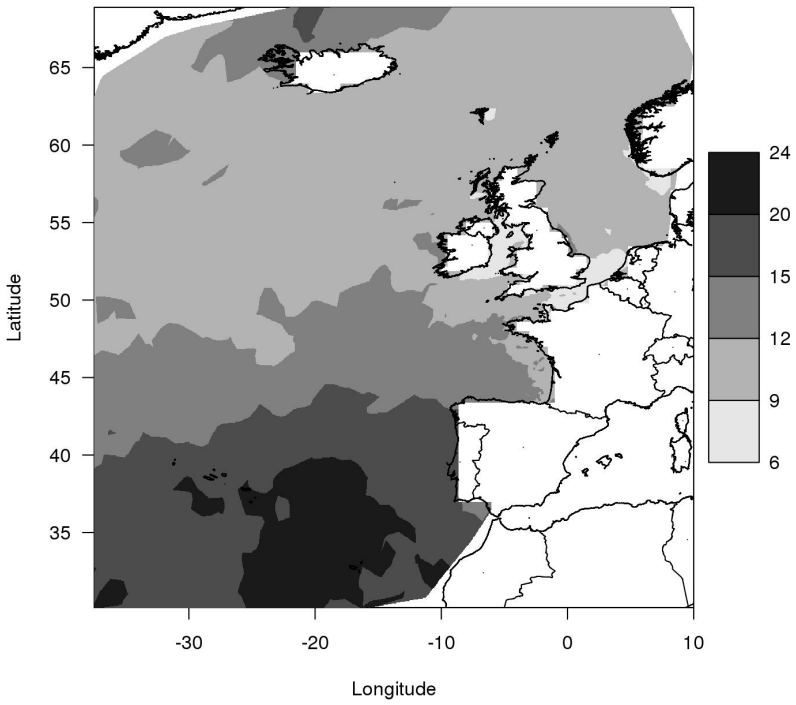

Figure 3.5: Durée moyenne locale d'une tempête de H_s (heures).

3.2.2.3 Exemples de tempêtes de hauteurs significatives de vagues

La figure 3.6 représente quelques-unes des tempêtes de H_s les plus célèbres survenues durant la période 1979-2009, en plus de la tempête Daria de la figure 3.2. Elle montre les empreintes des tempêtes du 15-16 octobre 1987, de la tempête New Year's day Storm (31 décembre 1991 - 1 janvier 1992), des tempêtes Lothar (26 décembre 1999), Martin (27

décembre 1999), Kyrill (17-23 janvier 2007), Johanna (10 mars 2008), Klaus (23-24 janvier 2009) et Quentin (8-13 février 2009). Notons que la méthode d'extraction des tempêtes de H_s, pour les valeurs retenues de (p, Δ, η), permet de séparer les tempêtes Lothar et Martin qui sont survenues dans la même zone en moins de 36 h d'intervalle.

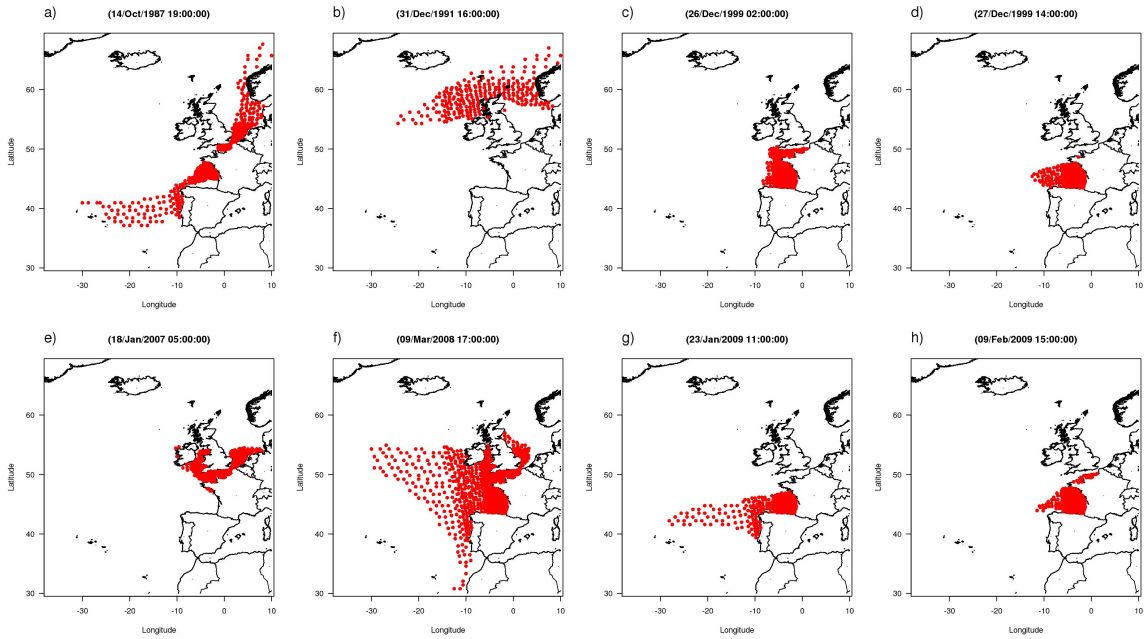

Figure 3.6: Exemples d'empreintes de tempêtes de H_s : a) 15-16 octobre 1987, b) New Year's day Storm (31 décembre 1991 - 1 janvier 1992), c) Lothar (26 décembre 1999), d) Martin (27 décembre 1999), e) Kyrill (17-23 janvier 2007), f) Johanna (10 mars 2008), g) Klaus (23-24 janvier 2009) et h) Quentin (8-13 février 2009). Les points rouges représentent les sites impactés.

3.2.3 Tempêtes de surcotes de pleine mer

Les tempêtes sont ici définies comme des événements météorologiques générant des surcotes de pleine mer extrêmes, en au moins un des 67 sites d'observation de la figure 2.7.

3.2.3.1 Paramètres pour l'extraction des tempêtes

Les valeurs des paramètres (p, Δ, η) pour extraire les tempêtes de surcotes de pleine mer sont choisies selon des arguments similaires à ceux des tempêtes de hauteurs significatives de vagues. A la différence de celles-ci, *i*) la propagation de l'onde de marée doit être prise en compte pour représenter la propagation des tempêtes de surcotes de pleine mer, *ii*) les observations sont cette fois échantillonnées au pas de temps de 12.4 h environ, *iii*) il existe des valeurs manquantes et *iv*) les sites voisins sont relativement plus éloignés et

situés uniquement le long des côtes. Pour ces raisons, les valeurs de (Δ, η) doivent être plus élevées que celles des tempêtes de hauteurs significatives de vagues. En particulier, la configuration ($p = 0.995$, $\Delta = 24$ h, $\eta = 14$) permet une représentation satisfaisante de la dynamique physique des tempêtes les plus intenses observées dans la base de données. Elle est donc retenue, et 1706 tempêtes de surcotes de pleine mer sont extraites.

Les seuils $q_{0.995}$ de détection des tempêtes (quantiles d'ordre 0.995 des séries temporelles de surcotes de pleine mer), représentés en figure 3.7, sont compris entre 0.23 m et 0.88 m.

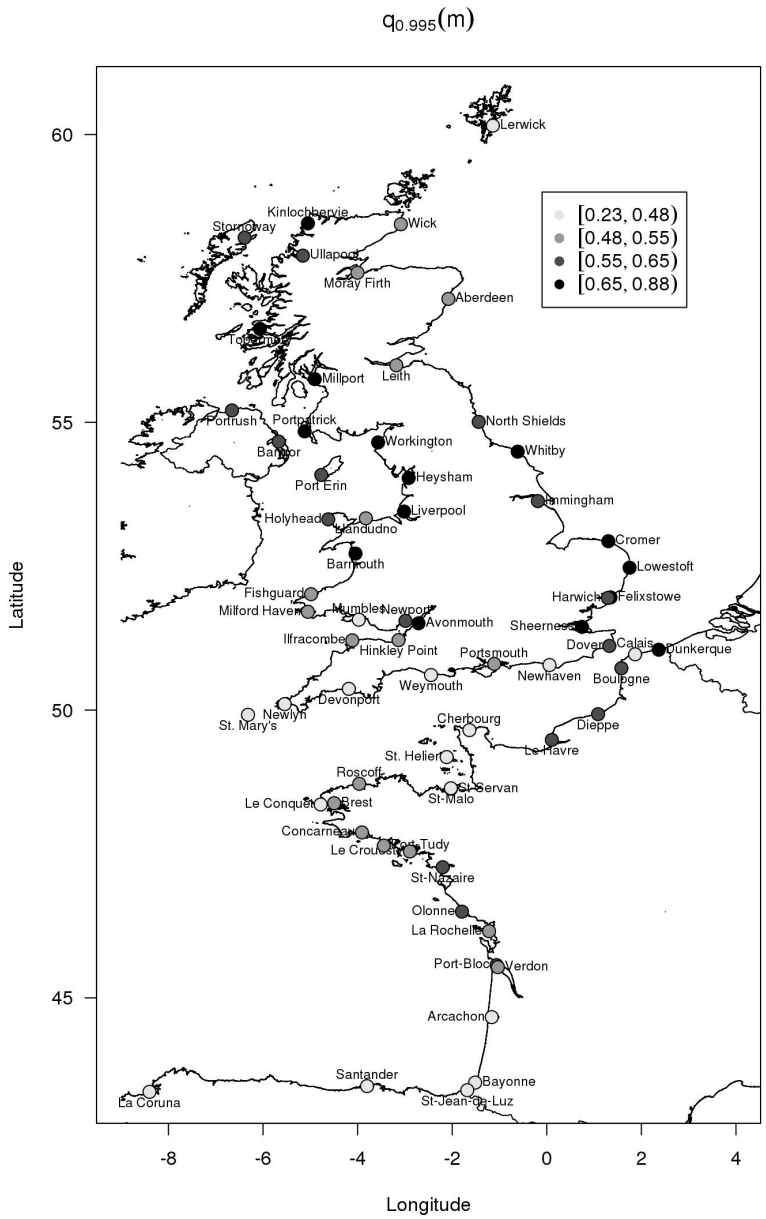

Figure 3.7: Quantiles d'ordre 0.995 des séries temporelles de surcotes de pleine mer (m).

3.2.3.2 Éléments descriptifs des tempêtes extraites

Les résultats et analyses de ce paragraphe sont à tempérer, du fait que *i*) les périodes d'observation des sites ne sont pas identiques et *ii*) il existe des valeurs manquantes (notamment lors des tempêtes). L'étude descriptive des tempêtes de surcotes de pleine mer est donc plus succincte que celle des tempêtes de hauteurs significatives de vagues.

Les 1706 tempêtes de surcotes de pleine mer extraites sur la période 1846-2011 correspondent ainsi à une occurrence d'environ 10 tempêtes par an en moyenne dans la zone d'étude. Cependant, ce chiffre s'élève à 24 tempêtes par an en moyenne si l'on considère la période 1970-2011. En effet, la figure 3.8 représente l'évolution annuelle entre 1846 et 2011 du nombre de tempêtes ayant impacté la zone d'étude. Le peu de tempêtes de surcotes de pleine mer recensées durant le XIXème siècle est dû au fait que seuls les marégraphes de Brest et de Saint-Servan étaient fonctionnels pendant cette période. L'augmentation du nombre de tempêtes dans les années 1960 correspond à la mise en service de la plupart des marégraphes ; depuis, aucune tendance ne semble s'être significativement dégagée.

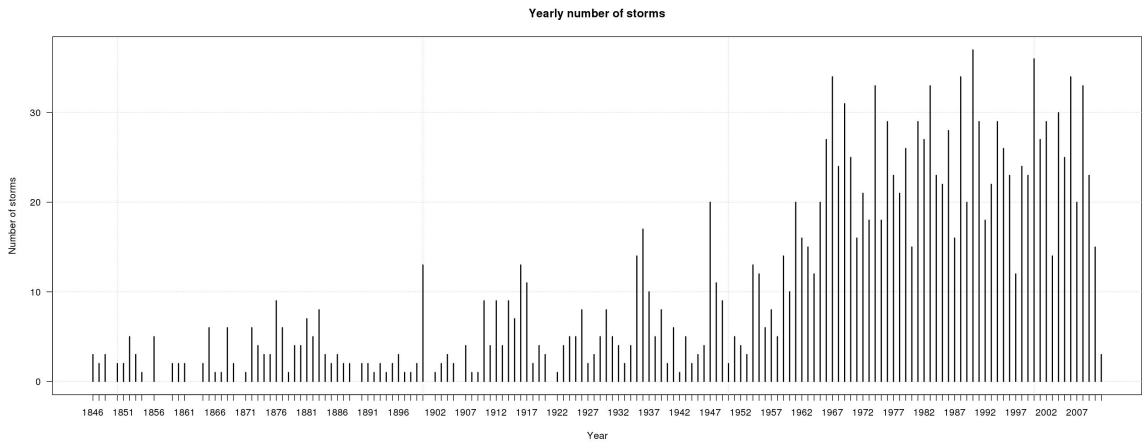

Figure 3.8: Nombre annuel de tempêtes de surcotes de pleine mer dans la zone d'étude entre 1846 et 2011.

Concernant l'occurrence mensuelle des tempêtes de surcotes de pleine mer, elles sont beaucoup plus fréquentes en hiver qu'en été (88% des tempêtes se sont produites entre octobre et mars inclus), avec un pic durant décembre et janvier (figure 3.9). La répartition mensuelle de ces tempêtes est fortement similaire à celles des tempêtes de hauteurs significatives de vagues (figure 3.4).

À l'échelle d'un site, une tempête de surcotes de pleine mer dure en moyenne 1.28 cycles de pleine mer, soit environ 16 h (écart-type de 0.65 cycles de pleine mer, soit environ 8 h). La figure 3.10 met en évidence des disparités spatiales dans ces durées, avec notamment des valeurs plus faibles sur la façade de la Mer du Nord que sur le Golfe de Gascogne.

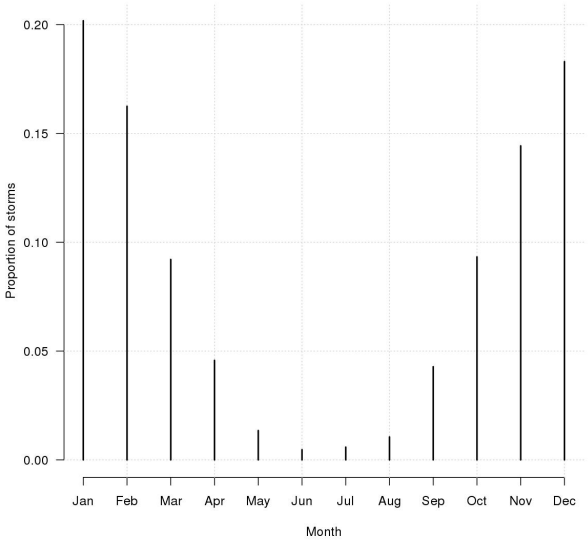

Figure 3.9: Occurrence mensuelle (en proportion) des tempêtes de surcotes de pleine mer entre 1846 et 2011.

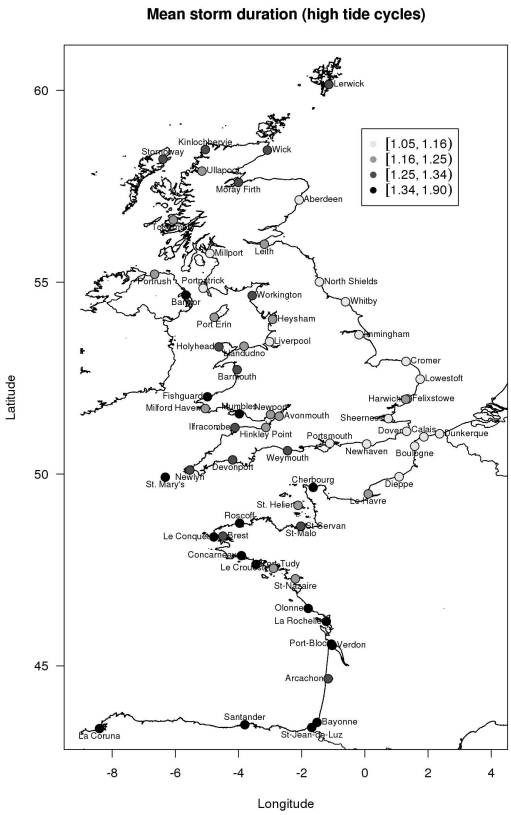

Figure 3.10: Durée moyenne locale d'une tempête de surcotes de pleine mer (en cycles de pleine mer).

3.2.3.3 Exemples de tempêtes de surcotes de pleine mer

La figure 3.11 représente quelques-unes des tempêtes de surcotes de pleine mer observées les plus intenses durant la période 1846-2011 : les tempêtes du 31 janvier - 1 février 1953, du 15-16 octobre 1987, Martin (27 décembre 1999) et Xynthia (27-28 février 2010). Ici encore, ces empreintes sont à relativiser : par exemple, pendant la tempête Martin, de nombreux marégraphes de la façade Atlantique n'étaient pas opérationnels, expliquant ainsi que seuls les sites de Bayonne et du Verdon apparaissent comme impactés ; de même, pendant la tempête Xynthia, le marégraphe des Sables d'Olonne n'était pas fonctionnel.

3.3 Sur la détermination de l'indice local

L'indice local représente les spécificités d'un site par rapport aux caractéristiques régionales communes à tous les sites d'une région homogène. Un résultat de la section 3.1 est que l'indice local du site i est le seuil u_i au-delà duquel les observations seront modélisées par analyse régionale. La détermination de l'indice local est ainsi équivalente à la sélection de ce seuil.

3.3.1 Constitution des échantillons pour l'analyse statistique

La méthode d'échantillonnage des extrêmes proposée dans ce manuscrit peut être vue comme une extension régionale de l'approche POT traditionnelle (à l'échelle d'un site quelconque). Dans le cadre des méthodes POT, [11] recommandent l'utilisation d'une approche "double seuil" pour traiter les données environnementales, généralement autocorrélées. Le principe est de séparer les considérations physiques du phénomène étudié de l'analyse purement statistique des extrêmes. Plus précisément, les deux étapes importantes sont : i) l'identification d'événements indépendants, à partir d'un premier seuil dit "physique", où la variable étudiée est nettement en dehors de son régime moyen et ii) à partir de ces événements, déterminer un second seuil dit "statistique" qui conduit à une estimation convenable des quantiles extrêmes.

Dans ce manuscrit, la première étape correspond à l'identification des tempêtes, notamment à travers les seuils physiques q_p. Ces tempêtes sont, de par la nature de la méthode d'extraction, supposées indépendantes. À ce propos, l'approche POT traditionnelle considère usuellement que deux événements de tempête sont indépendants si une durée minimale les sépare dans le temps. Ici, ce paramètre additionnel n'est pas requis, étant donné que Δ suffit à obtenir des tempêtes indépendantes à l'échelle du site.

Pour effectuer une analyse statistique (qu'elle soit locale ou régionale), les observations d'un site i quelconque de la zone d'étude doivent être indépendantes. Bien que les tem-

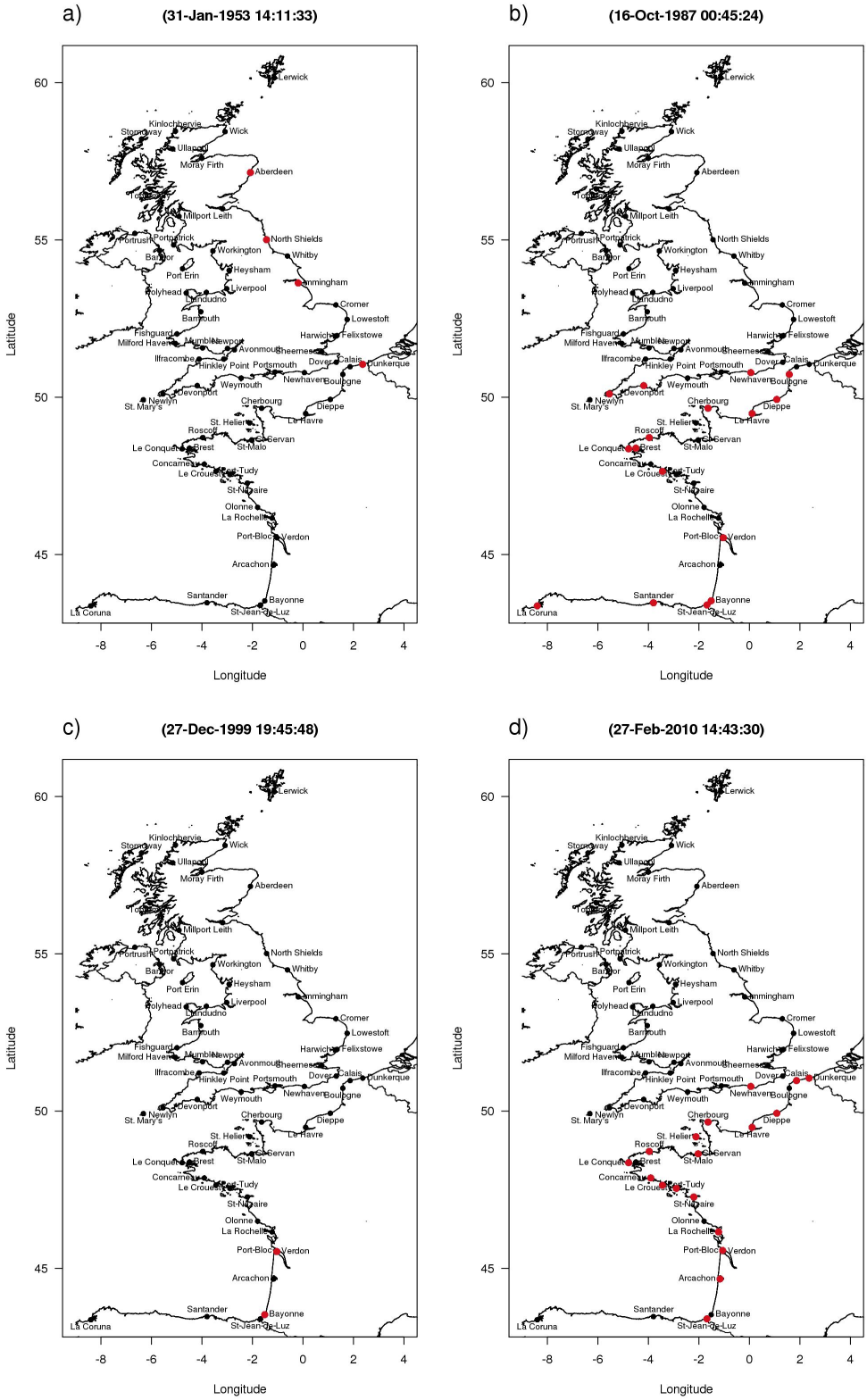

Figure 3.11: Empreintes de tempêtes de surcotes de pleine mer : a) 31 janvier - 1 février 1953, b) 15-16 octobre 1987, c) Martin (27 décembre 1999) et d) Xynthia (27-28 février 2010). Les points rouges représentent les sites impactés.

pêtes identifiées soient supposées indépendantes, une tempête s peut durer suffisamment longtemps au site i pour générer plusieurs extrêmes consécutifs, donc dépendants. Dans ce cas, en s'inspirant de l'approche POT pour une analyse statistique locale, seule la valeur maximale W_s^i générée par la tempête s est retenue, ce qui permet de se ramener à des données indépendantes.

La deuxième étape de l'approche "double seuil" consiste à se focaliser sur l'analyse statistique des extrêmes, notamment en considérant les tempêtes les plus intenses. Ainsi, de nouveaux seuils u, plus élevés que les seuils physiques q_p, sont déterminés de telle façon que λ tempêtes par an en moyenne soient observées en chaque site [77]. En particulier, si d_i années d'observations sont disponibles au site i, les $n_i = \lambda d_i$ valeurs les plus élevées de W_s^i sont conservées dans le n_i-échantillon X^i final. Le seuil statistique u_i, dépassé en moyenne λ fois par an, est alors défini comme l'observation minimale de X^i (moins une quantité infinitésimale). Les tempêtes sont ensuite redéfinies statistiquement : si le site i était impacté par la tempête s, il ne le reste que si et seulement si u_i a été dépassé durant cette tempête. La question du choix de λ est spécifiquement étudiée dans la section suivante.

Enfin, un avantage de l'approche "double seuil" est la possibilité d'utiliser des valeurs relativement petites de λ (impliquant des seuils élevés), sans pour autant éventuellement découper le signal d'une tempête, le premier seuil physique ayant préalablement identifié celui-ci.

3.3.2 Choix de λ

Pour le site i, le seuil statistique u_i correspond à une occurrence annuelle moyenne λ des tempêtes. Ainsi, la détermination de l'indice local est équivalente à la sélection de λ. La littérature scientifique apporte plusieurs éléments de réflexion quant au choix du seuil dans le cadre d'une approche POT, sans toutefois fournir une réponse universelle. Ce choix est souvent le résultat d'un compromis biais/variance des estimations des quantiles extrêmes. En effet, en augmentant le seuil, la variabilité des estimations s'accroît, car moins de données sont utilisées pour ajuster la loi *GPD* ; cependant, le biais se réduit car le domaine de validité de la *GPD* est plus susceptible d'être atteint. À l'inverse, en diminuant le seuil, l'hypothèse d'une loi *GPD* pour les dépassements correspondants étant moins plausible, les estimations peuvent être plus biaisées, même si la variabilité se réduit.

Ainsi, plusieurs outils ont été développés pour déterminer un seuil au-delà duquel la loi *GPD* est une hypothèse convenable, comme par exemple le *mean excess plot*, ou encore la recherche d'une zone de stabilité des paramètres estimés de la *GPD* [22]. En raisonnant en termes d'occurrence annuelle moyenne λ des extrêmes, [87] conseillent, pour une analyse statistique locale menée dans le cadre des aléas maritimes, d'utiliser des valeurs λ comprises

entre 2 et 5, représentant selon eux un compromis biais/variance acceptable.

Ces considérations sont valables pour une analyse statistique locale des extrêmes, où généralement la durée d'observation est trop faible pour se permettre d'utiliser des valeurs λ trop petites (ce qui conduirait à des échantillons de trop petite taille pour estimer convenablement la loi *GPD*). Cependant, dans le cas d'une analyse régionale, [10] ont utilisé $\lambda = 1$. Ce choix est justifié par le fait qu'en regroupant les données de plusieurs sites, il devient possible de se focaliser sur les observations les plus extrêmes, sans pour autant obtenir une forte variabilité dans les estimations finales.

Par ailleurs, pour une analyse régionale, la durée effective régionale D_{eff} devient également un critère à prendre en compte pour le choix de λ. En effet, un intérêt de l'analyse régionale est de substituer les durées locales d'observation par une durée effective régionale plus importante, pour réduire les incertitudes sur les extrêmes estimés. Ainsi, si D_{eff} varie avec λ, λ devrait être choisi de façon à correspondre à une durée effective régionale D_{eff} maximale.

Dans ce manuscrit, λ est déterminé à partir par une analyse de sensibilité des résultats issus de différentes analyses régionales sur les observations de surcotes de pleine mer de 29 sites situés dans la zone Golfe de Gascogne et Manche (figure 3.12, ce qui correspondra à la région 1 obtenue dans le chapitre 4). En particulier, λ est choisi pour garantir à la fois une estimation stable de la loi *GPD* régionale et une durée effective régionale suffisante.

La méthode du *pooling*, décrite dans le chapitre 1, est ici utilisée. En faisant varier l'occurrence annuelle moyenne λ des extrêmes entre 0.25 et 7, un nouvel échantillon régional est obtenu en regroupant les observations normalisées par les seuils locaux correspondant à λ. Notamment, pour une valeur fixée de λ, les seuils locaux ne sont pas déterminés en extrayant les tempêtes de surcotes de pleine mer selon la méthode de la section 3.3.1, pour des raisons de temps de calcul, mais en utilisant une procédure similaire à celle utilisée par [6, 10] : les seuils sont déterminés indépendamment d'un site à l'autre, en imposant une durée minimale de 72 h entre 2 événements de tempête en chaque site. Un filtre spatial est ensuite appliqué sur les extrêmes normalisés par ces seuils, en ne retenant que l'observation normalisée maximale parmi celles apparues en moins de 72 h dans la région. L'échantillon régional est constitué de ces observations normalisées maximales. Une loi régionale $GPD(1, \gamma, k)$ est ensuite estimée par maximum de vraisemblance à partir de l'échantillon régional (équation 3.3). Les durées effectives régionales D_{eff} correspondantes à chacun des échantillons régionaux paramétrés par λ sont estimées avec la formule $D_{eff} = n/\lambda$, issue du modèle de dépendance développé dans le chapitre 5, où n est le nombre de tempêtes de surcotes de pleine mer observées dans la région.

La figure 3.13 montre l'évolution du paramètre de forme k de la loi *GPD* régionale, en fonction de λ. Ces estimations semblent instables pour les valeurs $\lambda > 4$. Ceci peut

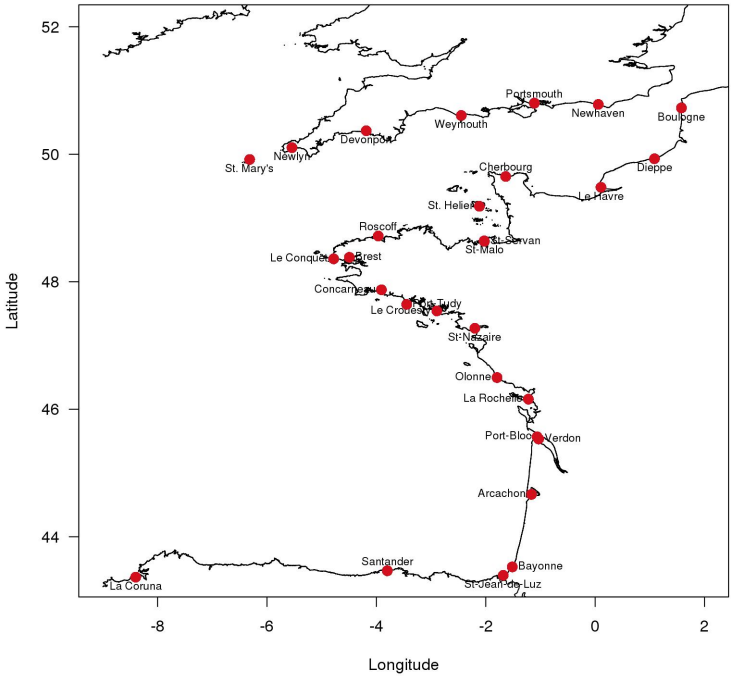

Figure 3.12: Localisation des 29 sites (surcotes de pleine mer) illustrant le choix de λ.

refléter un biais dû à l'utilisation de trop d'observations non suffisamment extrêmes, ce qui remettrait en cause la validité de la loi *GPD*. À l'inverse, les incertitudes deviennent élevées pour $\lambda < 1$. Concernant la surcote de pleine mer millénale locale moyenne, les estimations sont instables jusqu'à $\lambda > 1$, et les incertitudes augmentent si $\lambda < 1$. La valeur $\lambda = 1$ semble représenter le meilleur compromis biais-variance.

La figure 3.14 montre l'évolution de la durée effective régionale D_{eff}, en fonction de λ. D_{eff} semble aussi diminuer quand λ augmente. Par exemple, si $\lambda = 5$, $D_{eff} = 325$ ans, si $\lambda = 1$, $D_{eff} = 451$ ans et si $\lambda = 0.25$, $D_{eff} = 556$ ans. Ceci peut s'expliquer par le fait que quand λ augmente (autrement dit, quand les seuils diminuent), la redondance de l'information régionale augmente, les tempêtes de surcotes de pleine mer ayant notamment tendance à impacter davantage de sites. Cela se confirme en étudiant l'évolution du pourcentage de réduction de la taille de l'échantillon régional (dont la taille correspond au nombre de tempêtes observées) après application du filtre spatial sur 3 jours, qui augmente avec λ. Par exemple, l'échantillon régional est réduit d'environ 68% pour $\lambda = 5$, contre 55% pour $\lambda = 1$, et 45% pour $\lambda = 0.25$, après filtrage de la dépendance spatiale.

Le choix de λ repose donc sur un compromis entre une estimation fiable de la loi régionale sans trop d'incertitudes (correspondant ainsi des valeurs de λ plutôt élevées) et une durée

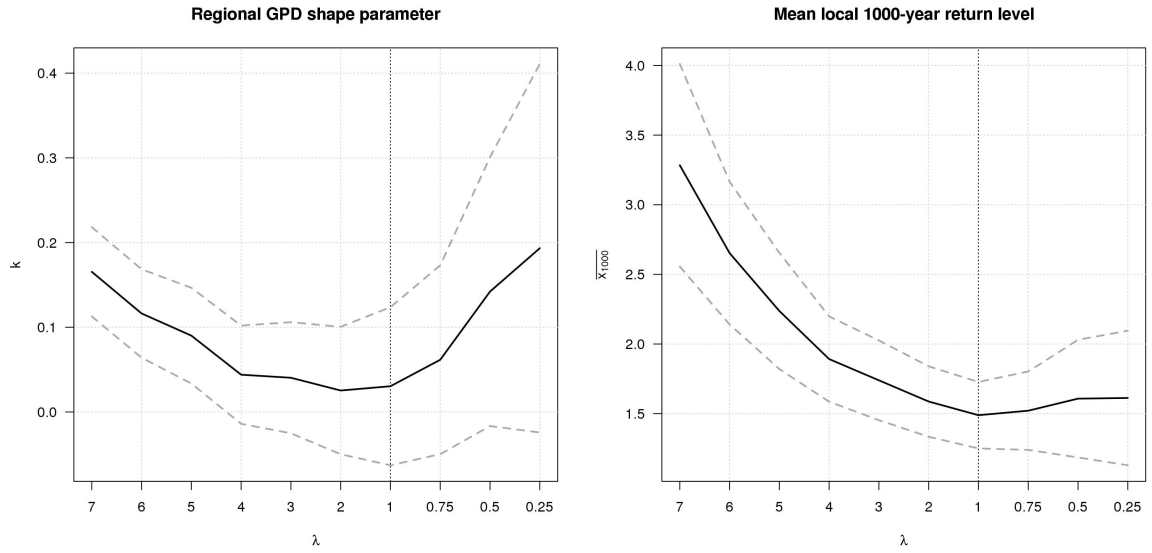

Figure 3.13: Estimation du paramètre de forme de la loi *GPD* régionale en fonction de λ (gauche) et estimation de la surcote de pleine mer millénale locale moyenne en fonction de λ (droite). Les intervalles de confiance à 95% correspondants sont obtenus par la delta-méthode.

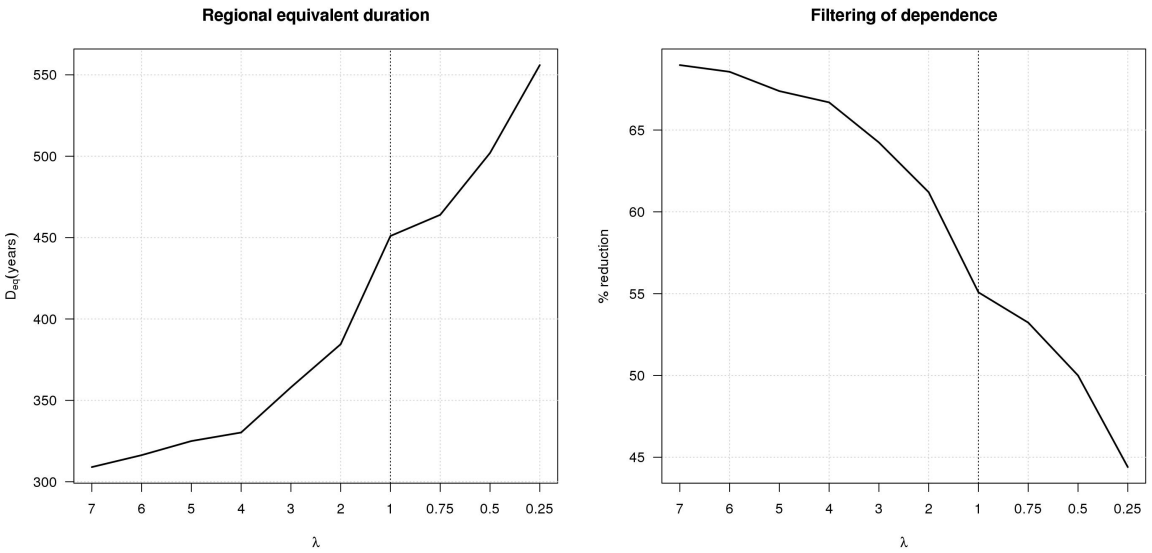

Figure 3.14: Estimation de la durée effective régionale en fonction de λ (gauche) et pourcentage de réduction de la taille de l'échantillon régional après application du filtre spatial en fonction de λ (droite).

effective régionale associée suffisante (correspondant à des valeurs de λ plutôt faibles). La valeur $\lambda = 1$ semble représenter le meilleur compromis. Les arguments de [10] sur le choix

$\lambda = 1$ sont ici vérifiés : l'analyse régionale permet de se concentrer sur la partie haute de la distribution, autorisant ainsi des valeurs de λ plus petites que pour des analyses locales, sans pour autant y associer trop d'incertitudes sur les estimations. La valeur $\lambda = 1$ est donc retenue dans ce manuscrit pour définir les seuils statistiques (et donc les indices locaux).

Le choix $\lambda = 1$ pourrait laisser supposer que les résultats obtenus seront sensiblement similaires à ceux issus d'un échantillonnage par maxima annuels. Cependant, le cadre des tempêtes permet de représenter la simultanéité des extrêmes à l'échelle de l'événement météorologique, et non à l'échelle de l'année, conduisant à des résultats plus physiquement interprétables.

Par ailleurs, dans le chapitre 5, la durée effective régionale de ces 29 sites sera estimée à 517 ans, contre 451 ici (pour $\lambda = 1$). Cette différence est due à la méthode utilisée pour extraire les tempêtes de surcotes de pleine mer. En effet, le filtre spatial de ce paragraphe extrait 451 tempêtes, contre 517 avec la méthode présentée dans la section 3.2. En particulier, le filtre spatial ne permet pas de distinguer plusieurs tempêtes survenant simultanément en différents endroits de la région, alors que la nouvelle méthode d'extraction permet de prendre naturellement en compte ce cas.

3.3.3 Indices locaux des hauteurs significatives de vagues

La figure 3.15 contient, pour les sites d'observation de hauteurs significatives de vagues, les indices locaux correspondant aux seuils dépassés en moyenne $\lambda = 1$ fois par an, selon la procédure décrite en section 3.3.1. Les valeurs s'échelonnent entre 3.26 m et 16.84 m.

3.3.4 Indices locaux des surcotes de pleine mer

La figure 3.16 contient, pour les sites d'observation de surcotes de pleine mer, les indices locaux correspondant aux seuils dépassés en moyenne $\lambda = 1$ fois par an, selon la procédure décrite en section 3.3.1. Les valeurs s'échelonnent entre 0.26 m et 1.10 m.

3.4 Sur la répartition spatiale des indices locaux

Le modèle de l'indice maritime (chapitre 1) implique une forme de distribution commune à tous les sites d'une région homogène. Seul l'indice local, supposé capter les spécificités propres à chaque site, permet de distinguer un site d'un autre de la région, en ayant une incidence sur la distribution locale des extrêmes. Dans le cadre des aléas maritimes, ces spécificités locales peuvent intervenir sous plusieurs formes. Par exemple, la bathymétrie (profondeur d'eau), la présence de vents locaux, ou encore l'exposition du site par rap-

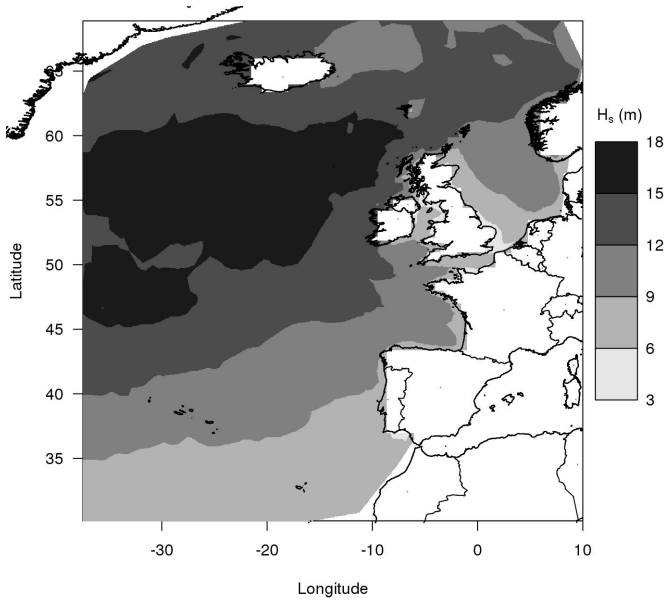

Figure 3.15: Hauteurs significatives de vagues - indices locaux (seuils dépassés en moyenne $\lambda = 1$ fois par an) en mètres.

port aux tempêtes sont des effets locaux pouvant amplifier ou atténuer certains effets régionaux (comme l'intensité des tempêtes). Ainsi, cette section étudie l'existence de facteurs physiques pouvant expliquer la répartition spatiale des indices locaux.

3.4.1 Hauteurs significatives de vagues

La structure spatiale observée dans la figure 3.15, cohérente et plutôt lisse, semble indiquer que les indices locaux sont sous l'influence de tendances spatiales.

En particulier, la partie nord-centrale de la zone d'étude contient les indices les plus élevés. Cette zone, ouverte à un fetch (distance en mer sur laquelle le vent souffle sans rencontrer d'obstacles) important orienté dans le sens des vents dominants (ouest et sud-ouest), est en effet propice à l'amplification des hauteurs des vagues.

Par ailleurs, l'effet de la bathymétrie (figure 2.4) sur les indices locaux se ressent principalement en zone côtière, où la diminution de la profondeur d'eau à l'approche des côtes entraîne généralement une atténuation des hauteurs significatives de vagues. Cependant, en zone océanique, il paraît difficile d'établir une relation directe entre la bathymétrie et les indices locaux : en effet, les zones de similarité de ces indices peuvent se situer dans des secteurs à bathymétrie très variable.

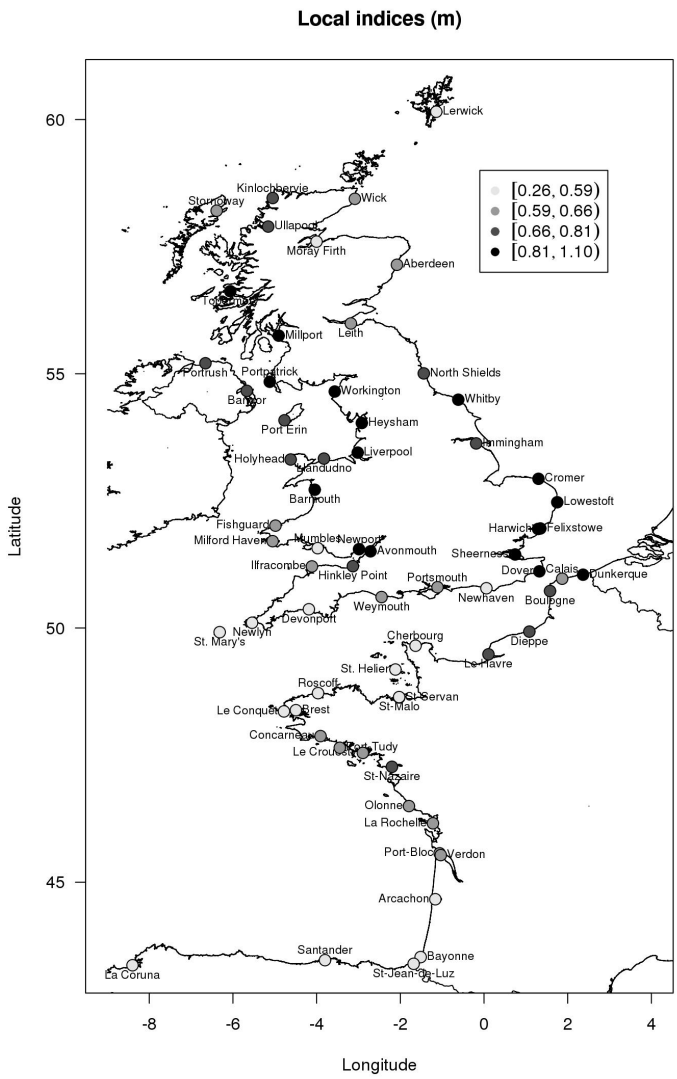

Figure 3.16: Surcotes de pleine mer - indices locaux (seuils dépassés en moyenne $\lambda = 1$ fois par an) en mètres.

3.4.2 Surcotes de pleine mer

Plusieurs facteurs peuvent expliquer la répartition spatiale des indices observés sur la figure 3.16. Notamment, ceux amplifiant localement les surcotes sont *i*) une grande largeur du plateau continental (prolongement du continent sous la surface de la mer, représenté dans la figure 3.17) qui implique une faible profondeur d'eau, *ii*) une exposition défavorable par rapport aux vents dominants, *iii*) la forme du trait de côte local, comme la courbure du littoral, ou une configuration en forme de baie ou d'entonnoir et *iv*) d'éventuels effets de la force de Coriolis (dans l'hémisphère Nord, les surcotes générées par une tempête ont tendance à être plus intenses à droite de sa trajectoire).

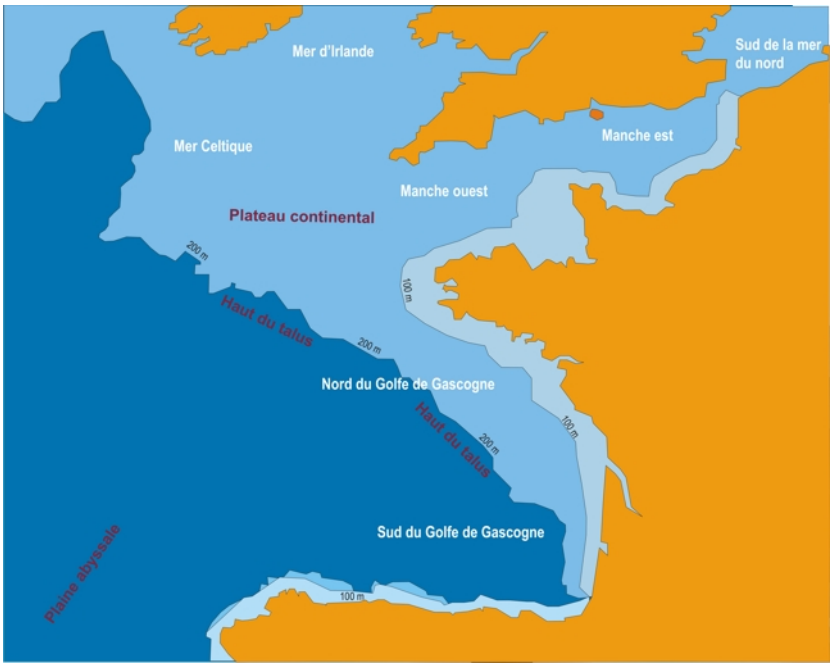

Figure 3.17: Reliefs sous-marins en Golfe de Gascogne et Manche (*Ifremer*).

Ainsi, les faibles indices observés sur le littoral sud du Golfe de Gascogne (de La Corogne à Bayonne) semblent liés à la faible largeur du plateau continental devant ces côtes. Par ailleurs, la direction dominante des vents, probablement sud-ouest, signifierait que ces sites sont généralement peu exposés lors des tempêtes provenant de ce secteur, réduisant ainsi l'intensité des surcotes générées.

Les indices plus importants entre Arcachon et Concarneau semblent également liés à la présence du plateau continental et à sa largeur variable, qui augmente du sud au nord (et dont la largeur maximale pourrait se situer devant Saint-Nazaire), ainsi qu'à son orientation face aux vents dominants de sud-ouest. Notamment, la tempête Xynthia du 27-28 février 2010 a eu un impact maximal dans la zone entre La Rochelle et Saint-Nazaire, ce qui est peut-être dû à la courbure de ce secteur, conjuguée à sa pleine exposition aux flux de sud-ouest.

En Manche-Ouest, l'exposition des sites par rapport aux vents dominants de sud-ouest à ouest, ainsi que les faibles profondeurs, pourraient expliquer les indices relativement faibles, . Par ailleurs, en Manche-Est, la force de Coriolis peut justifier des indices plus élevés sur le littoral français que sur le littoral anglais. De plus, l'effet d'entonnoir à l'approche du Pas de Calais peut favoriser l'accumulation des eaux océaniques et donc produire des surcotes importantes, ce qui peut expliquer les valeurs plus élevées en Manche-Est qu'en Manche-Ouest.

En Mer du Nord, les surcotes importantes sont souvent liées à des vents de secteur nord-ouest plutôt que sud-ouest. Ainsi, la distance des sites par rapport à l'entrée nord de la Mer du Nord pourrait jouer un rôle dans la répartition des indices. Ainsi, les surcotes s'amplifieraient davantage en se propageant vers le sud de la zone, ce qui peut expliquer que les indices soient plus élevés au sud qu'au nord du littoral de la Mer du Nord. Par ailleurs, de même qu'en Manche, l'effet de la force de Coriolis peut se ressentir dans la répartition spatiale des indices en Mer du Nord.

En Mer d'Irlande, les forts indices observés peuvent être expliqués par la grande largeur du plateau continental, ainsi que la configuration en baie de la zone, propices à l'amplification des surcotes. Par ailleurs, dans le Canal de Bristol, les indices augmentent en se rapprochant de l'estuaire de la Severn (Newport, Avonmouth), probablement à cause de l'effet entonnoir de la zone.

Par ailleurs, bien que les marégraphes de Saint-Malo et de Saint-Servan soient très proches (environ 800 m), leurs indices locaux sont sensiblement différents (0.58 m pour Saint-Malo, 0.75 m pour Saint-Servan). Voici deux explications possibles :

- Les séries ont été observées sur des périodes différentes (1986-2010 pour Saint-Malo et 1874-1944 pour Saint-Servan). L'indice local plus élevé à Saint-Servan pourrait laisser croire que les conditions de tempêtes ont été plus intenses entre la fin du 19ème siècle et le début du 20ème siècle qu'à la fin du 20ème siècle.

- Le marégraphe de Saint-Servan est situé sur l'embouchure de la Rance. Ceci peut être propice à l'apparition de phénomènes locaux (comme une interaction entre marée et surcote) pouvant expliquer ces différences.

Bien que purement descriptives, ces remarques pourraient constituer la base d'un modèle prédictif de l'indice local, par exemple à travers un indicateur local mêlant bathymétrie, convexité du littoral (en schématisant le trait de côte) et exposition par rapport aux vents dominants. Un tel modèle pourrait, par exemple, servir à prédire l'indice local en des endroits dépourvus d'observations.

Chapitre 4

Formation de régions homogènes

Ce chapitre explore l'hypothèse cruciale d'homogénéité régionale dans le cadre du modèle de l'indice maritime. Les points essentiels sont les suivants :

- *À notre connaissance, aucune méthode spécifique aux aléas maritimes n'a été à ce jour formalisée dans la littérature. L'homogénéité y est surtout caractérisée de façon statistique, ce qui peut nuire à l'interprétation des régions obtenues. Il est ainsi suggéré d'identifier d'abord des régions potentiellement homogènes par un critère physique, avant de tester leur homogénéité statistique.*
- *Les régions homogènes sont formées via l'identification des empreintes typiques des tempêtes générant les extrêmes maritimes. Les régions obtenues sont facilement interprétables : les sites d'une région donnée ont tendance à être impactés par une même tempête, et toute tempête impactant une région a tendance à rester incluse dans celle-ci. L'algorithme, basé sur la classification des sites à partir d'un critère de propagation des tempêtes, ne requiert que l'instant d'occurrence des extrêmes observés pour reconstruire les tempêtes. Il permet d'aboutir à des régions physiquement homogènes, dont l'homogénéité statistique sera vérifiée.*
- *L'homogénéité statistique des régions obtenues est validée avec le test H [59] : la dispersion observée des L-moments empiriques est comparée avec celle attendue pour une région théoriquement homogène, par le biais de simulations Monte Carlo. Ces dernières étant basées sur la flexible loi Kappa, la procédure peut être vue comme indépendante de la spécification de la loi régionale. Il est donc possible de séparer l'étape de formation de régions homogènes de celle de la sélection d'une loi régionale adaptée (chapitre 6).*
- *Pour les hauteurs significatives d'états de mer, 6 régions homogènes sont obtenues : Atlantique Sud, Atlantique Nord, Mer du Nord, Manche et ses approches, Golfe de Gascogne Nord et Golfe de Gascogne Sud.*
- *Pour les surcotes de pleine mer, 5 régions homogènes sont obtenues : Golfe de Gascogne et Manche, Mer du Nord, Royaume-Uni Nord, Mer d'Irlande et Canal de Bristol.*

La condition d'homogénéité régionale de l'équation (1.1) est l'hypothèse fondamentale du modèle de l'indice maritime. Afin de la satisfaire au mieux, les sites doivent être regroupés dans des régions homogènes. Il s'agit là, à l'évidence, d'une étape cruciale de l'analyse régionale, car cela définit la façon d'exploiter l'information régionale et conditionne les résultats finaux.

Dans ce chapitre, une méthode spécifique aux aléas maritimes extrêmes est proposée pour identifier des régions homogènes. L'homogénéité y est notamment caractérisée sur des bases physiques et statistiques, à partir des événements initiateurs des extrêmes observés, les tempêtes.

4.1 Homogénéité statistique

L'équation (1.1) reflète l'*homogénéité statistique*, en traduisant le fait que la distribution des extrêmes normalisés est identique en n'importe quel site d'une région homogène. Afin de tester l'homogénéité d'une région donnée, une procédure parmi les plus répandues dans la littérature se trouve dans les travaux de [59]. Elle se base sur le principe que les rapports des L-moments (annexe B) sont théoriquement identiques en chaque site d'une région homogène.

Une autre approche serait de tester directement les relations entre paramètres induites par la spécification de la loi régionale F_r. Par exemple, si l'on suppose, comme dans l'équation (3.3), que la distribution régionale est la loi $GPD(1, \gamma, k)$, il serait par exemple possible de tester l'hypothèse que le paramètre de forme des lois locales est constant dans la région. Cependant, cette approche suppose de spécifier *a priori* F_r, à l'inverse de la procédure de [59]. Cette dernière est donc retenue dans ce manuscrit, car elle possède l'avantage de caractériser l'homogénéité statistique des régions indépendamment du choix de la loi régionale F_r.

4.1.1 Test de discordance locale d'Hosking et Wallis

Ce test a pour but de détecter les sites discordants par rapport aux autres, à l'intérieur d'une région donnée. La discordance d'un site peut survenir dans plusieurs cas : elle peut être une indication de la non-fiabilité des données (erreurs de mesure/changement dans la manière d'enregistrer les données), de la présence d'observations exceptionnelles (par exemple, une tempête extrême qui n'a été mesurée qu'en un seul site peut impliquer une discordance locale, mais elle peut aussi représenter un horsain dont la modélisation par analyse régionale serait légitime), ou bien d'un changement dans le processus physique générant les observations. Le site discordant peut être déplacé dans une autre région si cela peut se justifier, ou bien être enlevé de l'échantillon.

La discordance est ici mesurée en termes des L-moments : les sites dont les L-moments sont significativement différents des L-moments régionaux sont déclarés discordants. Soit $w_i = \left(t^i, t_3^i, t_4^i\right)$ les trois premiers rapports empiriques des L-moments observés au site i. Le degré de discordance de i est calculé via :

$$D_i = \frac{1}{3}\left(w_i - \bar{w}\right)^\top S^{-1}\left(w_i - \bar{w}\right) \tag{4.1}$$

où $\bar{w} = \frac{1}{N}\sum\limits_{i=1}^{N} w_i$ et $S = \sum\limits_{i=1}^{N}(w_i - \bar{w})(w_i - \bar{w})^T$.

D'après [59], pour $N \geqslant 15$, le site i est déclaré discordant avec un niveau de risque 10% si $D_i \geqslant 3$. Quand $N < 15$, [59] fournit la table des valeurs critiques pour D_i. Si $N \leqslant 4$, alors D_i n'est pas informative. En effet, S est singulière pour $N \leqslant 3$; si $N = 4$, alors $D_i = 1, \forall i = 1, ..., N$. Ce test de discordance locale est une modification du test de Wilks pour la détection d'horsains [133], supposant notamment que les w_i sont des réalisations *i.i.d.* d'une loi normale multivariée.

4.1.2 Test d'homogénéité régionale d'Hosking et Wallis

En complément de la discordance locale, le degré d'hétérogénéité statistique de la région entière doit être évalué. Un moyen possible consiste à remarquer que, dans une région homogène, tous les sites ont les mêmes L-moments théoriques, et leurs L-moments empiriques diffèrent seulement à cause de la variabilité d'échantillonnage. La procédure qui suit permet, à partir de simulations Monte-Carlo, de comparer la dispersion observée des L-moments empiriques avec celle attendue dans une région homogène. Ces simulations sont basées sur la loi Kappa à 4 paramètres, dont la fonction de répartition est :

$$F(x) = \left[1 - h\left\{1 - k\frac{x-\xi}{\alpha}\right\}^{1/k}\right]^{1/h}, \tag{4.2}$$

où ξ est le paramètre de localisation et α d'échelle, k et h étant deux paramètres de forme. Cette distribution est suffisamment flexible pour approcher la plupart des situations observées en sciences environnementales. Elle inclut comme cas particuliers les lois *GEV* ($h = 0$), *GPD* ($h = 1$) et *GLO* (Generalized Logistic, $h = -1$).

Soit t^i le coefficient de L-variation (L-CV) empirique du site i. On définit le L-CV régional empirique comme la moyenne pondérée des L-CV locaux empiriques :

$$t = \frac{\sum\limits_{i=1}^{N} n_i t^i}{\sum\limits_{i=1}^{N} n_i} \tag{4.3}$$

où n_i est la taille de l'échantillon du site i. La dispersion observée des L-CV dans la région est calculée avec :

$$V = \left(\frac{\sum_{i=1}^{N} n_i \left(t^i - t\right)^2}{\sum_{i=1}^{N} n_i} \right)^{1/2} \tag{4.4}$$

Plusieurs régions homogènes sont simulées (avec indépendance sérielle et spatiale) selon une loi Kappa dont les paramètres sont estimés par la méthode des L-moments, à partir des L-moments régionaux empiriques. Pour chacune de ces régions synthétiques, V est calculée à partir de l'équation (4.4). Soient μ_V et σ_V la moyenne et l'écart-type de ces valeurs simulées de V. La mesure d'hétérogénéité régionale H est définie par :

$$H = \frac{V - \mu_V}{\sigma_V} \tag{4.5}$$

Une valeur élevée de H est le signe d'une possible hétérogénéité : la dispersion observée des L-CV est plus forte que celle attendue dans une région homogène. [59] suggèrent que la région peut être considérée comme acceptablement homogène si $H < 1$, possiblement hétérogène si $1 \leqslant H \leqslant 2$ et définitivement hétérogène si $H > 2$.

Selon [60], cette procédure ne doit pas être vue comme un test statistique formel. En effet, cela ne serait le cas que sous les hypothèses *i*) d'homogénéité de la région d'étude, *ii*) d'indépendance sérielle et spatiale entre les sites et *iii*) de la loi Kappa comme vraie distribution, et, dans ce cas, $H \sim N(0,1)$. Ainsi, $H > 1.28$ représenterait la zone de rejet de l'homogénéité régionale, pour un seuil de risque à 10%. Cependant, ces hypothèses étant trop strictes, le critère arbitraire $H \geqslant 1$ est plutôt retenu comme zone à partir de laquelle il peut être avantageux de redéfinir les régions (dans ce cas, plusieurs opérations sont possibles pour tenter d'homogénéiser ces régions : déplacement ou enlèvement de sites, regroupement ou subdivision de régions, etc.)

Par ailleurs, des valeurs négatives de H peuvent refléter la présence de corrélation positive entre les sites [60]. En effet, des observations corrélées entraînent une dispersion des L-CV moindre par rapport à celle d'une région homogène avec indépendance entre les sites. [17] ont d'ailleurs mis en évidence que la présence de corrélation entre les sites diminuait la puissance de H, ce qui augmente donc la probabilité de déclarer homogène une région qui ne l'est pas.

[60] ont montré que la statistique H est performante pour détecter l'hétérogénéité dans les grandes régions, mais qu'elle peut avoir tendance à donner de fausses indications d'homogénéité pour les petites régions. De plus, même si une région montre quelques traces d'hétérogénéité, les auteurs ont montré que les estimations issues d'une analyse régionale demeurent plus fiables que ceux d'une analyse locale. Par ailleurs, en comparant les

performances de plusieurs tests d'homogénéité régionale, [128] recommandent l'utilisation de H pour des régions où l'asymétrie est faible ou moyenne ; cependant, si l'asymétrie régionale est élevée, une version bootstrap du test d'Anderson-Darling, plus puissante que la statistique H dans ce cas, est conseillée.

L'hétérogénéité mesurée à travers H ne repose que sur la dispersion des échantillons (L-CV). Afin de prendre en compte des L-moments d'ordre supérieur à 2, [59] ont proposé des variantes basées à la fois sur *i*) le L-CV et le L-skewness et *ii*) le L-skewness et le L-kurtosis. Dans l'équation (4.4), V est respectivement remplacé par :

$$V_2 = \sum_{i=1}^{N} n_i \left[\left(t^i - t \right)^2 + \left(t_3^i - t_3 \right)^2 \right]^{1/2} \Big/ \sum_{i=1}^{N} n_i \tag{4.6}$$

et

$$V_3 = \sum_{i=1}^{N} n_i \left[\left(t_3^i - t_3 \right)^2 + \left(t_4^i - t_4 \right)^2 \right]^{1/2} \Big/ \sum_{i=1}^{N} n_i \ , \tag{4.7}$$

où t_3 et t_4 sont respectivement les L-skewness et L-kurtosis régionaux empiriques, définis de façon similaire à t dans l'équation (4.3). Les statistiques H_2 et H_3 basées sur V_2 et V_3 sont ainsi obtenues de manière analogue à H. Cependant, [60, 128] ont montré que H_2 et H_3 ont une puissance bien inférieure à H pour tester l'homogénéité. En pratique, il est d'ailleurs peu probable que les sites aient des L-CV identiques mais des L-skewness différents : les sites avec des L-skewness élevés ont en effet tendance à avoir des L-CV également élevés. Ainsi, l'homogénéité régionale peut être raisonnablement évaluée avec H seulement.

4.2 Méthode de formation des régions homogènes

Dans la section précédente, nous avons vu comment tester l'homogénéité statistique d'une région quelconque. Nous nous intéressons maintenant à la question de l'identification de régions candidates à l'homogénéité statistique, *i.e.* qui soient potentiellement homogènes. Nous avons remarqué qu'il n'existait, à notre connaissance, aucune méthode dans la littérature qui soit spécifique aux aléas maritimes pour former des régions homogènes. C'est pourquoi nous proposons d'identifier les régions candidates via un critère d'homogénéité physique, basé sur l'extension spatiale des événements générant les observations maritimes extrêmes. Les régions délimitées reposent ainsi sur l'identification des empreintes typiques des tempêtes : les sites d'une région donnée ont tendance à être impactés par une même tempête. Nous pouvons donc nous attendre à ce que les extrêmes observés dans une région, en étant très probablement issus des mêmes événements physiques, aient une comportement statistique similaire. Nous verrons en effet que l'homogénéité physique, telle que définie dans cette section, suffit généralement à garantir l'homogénéité statistique de la

région.

4.2.1 Description de la méthode et application aux vagues

4.2.1.1 Article soumis à la revue *Journal of Geophysical Research*

La méthode proposée pour former des régions homogènes, avec application aux hauteurs de vagues, est décrite dans l'article intitulé *Formation of homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme significant wave heights*, publié en avril 2014 dans la revue *Journal of Geophysical Research*.

Dans cet article, la méthode d'estimation de la loi régionale n'est pas le *pooling*, mais celle d'Hosking et Wallis (section 1.2.4.1 du chapitre 1). Cela n'impacte ni les régions homogènes obtenues, ni les résultats du test H d'homogénéité statistique. Cependant, les niveaux de retour estimés dans cet article sont différents des valeurs finalement obtenues dans le chapitre 6 par la méthode du *pooling*.

AGU PUBLICATIONS

JGR

Journal of Geophysical Research: Oceans

RESEARCH ARTICLE

10.1002/2013JC009668

Key Points:
- Identification of storms footprints to form homogeneous regions
- Estimation of extreme significant wave heights with regional frequency analysis
- Procedure to extract storms generating marine extremes

Correspondence to:
J. Weiss,
jerome.weiss@edf.fr

Citation:
Weiss, J., P. Bernardara, and M. Benoit (2014), Formation of homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme significant wave heights, *J. Geophys. Res. Oceans*, *119*, doi:10.1002/2013JC009668.

Received 27 NOV 2013
Accepted 18 APR 2014
Accepted article online 21 APR 2014

Formation of homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme significant wave heights

Jérôme Weiss[1,2], Pietro Bernardara[1,3], and Michel Benoit[1,2]

[1]Saint-Venant Hydraulics Laboratory (ENPC, EDF R&D, CEREMA), Université Paris-Est, Chatou, France, [2]EDF R&D Laboratoire National d'Hydraulique et Environnement, Chatou, France, [3]EDF Energy R&D UK Centre, London, UK

Abstract Regional frequency analysis (RFA) can reduce uncertainties in the estimations of return levels, provided that homogeneous regions can be delineated. In the framework of extreme marine events, a physically based method to form homogeneous regions by identifying typical storms footprints is proposed. First, a spatiotemporal declustering procedure is employed to detect storms generating marine extremes. Second, the identification of the most typical storms footprints relies on a clustering algorithm based on a criterion of storm propagation. The resulting regions are readily explicable: sites from a given region are likely to be impacted by the same storms, and any storm impacting a region is likely to remain enclosed in this region. This procedure is fairly simple to implement, as the only information required is the time of occurrence of the observed extremes. An application to the estimation of extreme significant wave heights from the numerical sea-state database ANEMOC-2 is given. Six regions, both physically and statistically homogeneous, are delineated in the North-East part of the Atlantic Ocean. It is shown that the identification of storms footprints allows the increase of the overall statistical homogeneity. Combined with RFA, the proposed method highlights regional differences in the spatial extent and intensity of storms.

1. Introduction

Coastal engineering inevitably deals with extreme marine hazards. For instance, the design of effective coastal protections needs accurate estimations of extreme quantiles of sea levels or wave heights. These quantities are traditionally obtained by a local statistical analysis, from a time series observed at a given site. However, local durations of observations may be too low to accurately estimate return levels.

If data from several sites of observations are available, some methods exist to reduce these uncertainties. For example, the parameters of the distribution of extremes can be assumed to smoothly vary in space, through a latent spatial process [*Casson and Coles*, 1999; *Davison et al.*, 2012]. Another possible way is to perform a regional frequency analysis (RFA) based on the index flood method popularized by *Dalrymple* [1960]. The main idea is to exploit the information from similar sites in a region, by assuming a common extremal behavior in the region. In particular, RFA assumes that observations from sites coming from a homogeneous region follow the same regional probability distribution, up to a local index representing the local specificities of a site.

In particular, the step of grouping sites into regions is essential, as it defines how the regional information is exploited and thus can deeply influence the final results. Several hydrological studies considered this question, which remains open. Sites can be grouped according to their geographical proximity. For instance, *Beable and McKerchar* [1982] divided New Zealand into nine administrative regions to estimate floods. A proper understanding of the mechanisms generating the variable of interest can also lead to physically homogeneous regions. To study streamflows in Ontario and Quebec, *Gingras et al.* [1994] pooled sites according to the time of year when extreme floods are usually observed. Unsupervised learning methods are also useful to group sites according to their similarities. For instance, annual maxima precipitation in Quebec were considered by *Onibon et al.* [2004] who used hierarchical ascendant clustering on mean annual rainfalls to form regions. *Ramachandra Rao and Srinivas* [2006] used a hybrid of Ward's and *k*-means algorithms to perform a RFA of watersheds in Indiana, USA, where homogeneous regions are found by grouping sites according to the similarities between catchments. Factor analysis, where sites are grouped when their corresponding variability is explained by the same factor axis, is another possibility. *Morin et al.* [1979] employed principal component analysis to form regions in order to study precipitations in Quebec.

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

In the hydrological literature, the formation of homogeneous regions is thus generally carried out from statistics related to the variable of interest, and/or from explicative variables physically linked to the variable of interest. *Gabriele and Chiaravalloti* [2013] and *Satyanarayana and Srinivas* [2008] argue in favor of using meteorological information to improve the formation of homogeneous regions. In principle, whatever the method used, the partition should be validated by tests of statistical homogeneity, such as those proposed by *Hosking and Wallis* [1993].

Fewer applications of RFA can be found in the literature to characterize extreme marine hazards. *Bernardara et al*. [2011] and *Bardet et al*. [2011] analyzed extreme skew storm surges along the French coasts of the Atlantic Ocean and the English Channel for 21 and 18 sites, respectively. This area is statistically homogeneous according to the Hosking and Wallis test. *Van Gelder et al*. [2000] used a similar argument to regionalize extreme wave heights from nine sites located in the North Sea, forming a homogeneous region after computation of the Hosking and Wallis test. To perform another RFA of extreme wave heights, *Goda et al*. [2010] and *Goda* [2011] proposed to group 11 sites located along the eastern coast of Japan sea into two homogeneous regions (North or South). This partitioning is due to the fact that the whole area is not homogeneous in the sense of the Hosking and Wallis test. Sites are thus assigned in one region according to their latitude, and the separation between the two regions is made so that the Hosking and Wallis test validates the partition.

These studies were carried out in relatively statistically homogeneous areas, which is not always the case when dealing with marine hazards. The analysis of extreme sea levels from *Van Gelder and Neykov* [1998] showed the heterogeneity of the region made of 13 sites of the North Sea coast of the Netherlands. A possible explanation of this heterogeneity could be that these sites are either located in open seas or in estuarine areas, or are protected by islands. They would be under the influence of different physical processes, indicating that a statistical heterogeneity would be a consequence of a physical heterogeneity.

Very few marine studies tried to rely on physical arguments to form homogeneous regions. For instance, in order to estimate extreme skew storm surges for 16 sites along the coasts of the United Kingdom, *Weiss and Bernardara* [2013] have divided the study area into two homogenous regions according to the coastal orientation (South or West). Moreover, to study tsunami runup height, *Hosking* [2012] grouped 114 sites of the Pacific Ocean into 10 homogeneous regions. This partitioning is based on both the geographical distance and the similarities between at-site coefficients of variation. This sense of geographical coherence is a first step toward a nonpurely statistical grouping. However, *Hosking* [2012] suggests it would be even more relevant to consider the coastal exposure in relation to the different type of events generating the observed extremes, as well as their typical trajectories. Yet such a procedure could require much supporting information, which is not always easily available.

Thus, no method dedicated to marine hazards was formalized to build homogeneous regions. Indeed, through this bibliographical review, there are generally only few, if not none, physical considerations behind the formation of regions, the latter being usually justified as soon as the Hosking and Wallis test do not reject the statistical homogeneity. Thus, the resulting groupings are either arbitrary or purely statistical. In that case, they are not easily explicable: *Kergadallan* [2013] noticed that statistical tests of homogeneity fail to reject estuarine areas, where fluvial inputs influence the observed sea level. Moreover, their generalization to similar problems (adding a site in the region, study of other sites in the same area, analysis of another variable sensitive to the same physical processes, etc.) may not be immediate. Besides, as suggested by *Van Gelder and Neykov* [1998], a statistical heterogeneity may be explained by physical reasons. In other words, a physically homogeneous region would be a good candidate to be also a statistical homogeneous region.

In this framework, the general objective of this paper is to propose a physically based method to form homogeneous regions for RFA of extreme marine events.

The introduced approach is based on the identification of typical storms footprints. Sites are gathered into different regions, according to their location in relation to storms footprints. Thus, sites from a given region would be likely to be impacted by the same storms, indicative of a regional physical homogeneity. Moreover, as any storm impacting a region would be likely to remain enclosed in this region, different types of storms could be identified in the study area: we can expect the probabilistic behavior of extremes to vary between regions. For this purpose, a clustering algorithm based on a criterion of storm propagation is

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

introduced in this paper. Note that, as highlighted by *Hosking* [2012], the definition of physical homogeneity may be linked to an important and complicated processing of several external variables, which can limit the use of such an approach. However, the proposed method is not computationally expensive since it does not require any other information than the time of occurrence of the observed extremes.

Clustering procedures allow to group objects into different clusters based on a similarity measure. These clusters have to be compact (objects are similar within a cluster) and well separated (clusters are distinct from each other). In the framework of synoptic climatological classification, *Michelangeli et al*. [1995] used the *k*-means algorithm to determine recurrent weather regimes over the Atlantic and Pacific regions; *Holt* [1999] classified atmospheric conditions under which extreme storm surges are generated in the Irish Sea and the North Sea with factor analysis; *Betts et al*. [2004] used Ward's hierarchical clustering method to identify six cyclone track regimes causing extreme storm surges at Brest, France. Ward's clustering algorithm [*Ward*, 1963] is well known. According to *Everitt and Dunn* [2001], it implies that the dispersion within (between) clusters is minimized (maximized). This method generally performs well to accurately find clusters [*Blashfield*, 1976; *Ferreira and Hitchcock*, 2009; *Modarres and Sarhadi*, 2011]. However, a possible disadvantage is its tendency to form regions of roughly equal size, which can, for instance, be debatable when dealing with synoptic climatological classification [*Kalkstein et al*., 1987].

The tracking of cyclones often relies on a proper nearest-neighbor search in space and time, "partly taking into account an expected movement of a cyclone according to a consideration of flow dynamics and of previous motion of the system" [*Ulbrich et al*., 2009]. Thus, both the definition and the extraction of storms require a particular care. Spatiotemporal declustering procedures are usually used to track storms, while taking into account their propagation in space and time. For example, by linking storm severity and surface wind speed, *Leckebusch et al*. [2008], *Nissen et al*. [2010], and *Renggli et al*. [2010] identified storms from spatiotemporally coherent exceedances of a high quantile of wind speed distribution. In this paper, such an approach is adapted to marine hazards.

RFA assumes that observations at different sites are independent. As a same storm is likely to impact several sites, this is rarely verified in reality. A possible way to come down to this hypothesis is to filter observations stemming from the same storms. However, according to *Kergadallan* [2013], the definition of such a filter should be based on a proper knowledge of the propagation of atmospheric depressions. For example, to estimate extreme skew storm surges at different sites, *Bernardara et al*. [2011] and *Bardet et al*. [2011] removed any spatial dependence through a declustering procedure by keeping the highest observation among extremes occurring within 72 h. However, this filter neither allows separation of different storms occurring simultaneously in different areas, nor distinction of serial clustering of storms, such as the Lothar and Martin storms of December 1999 [*Mailier et al*., 2006]. Thus, the extraction of storms should be able to identify at best the different physical events propagating in space and time.

The procedure to extract storms is explained in section 2.1, and the new proposed method to form homogeneous regions is presented in section 2.2. Sections 2.3–2.5 are dedicated to the estimation of extreme quantiles by RFA. An illustration with significant wave heights from the numerical database ANEMOC-2 is given in section 3.

2. Methodology

2.1. Extraction of Storms

The storm tracking is usually a complex task. Indeed, from the representation of spatiotemporal profiles of storms near the UK coasts of the North Sea, *Butler* [2005] showed the difficulty to provide a statistically clear definition of North Sea storms, because of their great variability. Moreover, *Anderson et al*. [2001] noted that "wave fields associated with each storm do not always form a single coherent cell, the areas of high waves fragment and almost disappear before reforming and regaining strength on the following morning." The extraction of storms should be able to take into account both the variability of storms dynamics and their possible nonuniform propagation.

In this paper, storms are directly characterized through the marine variable of interest. A storm is defined as a physical event generating marine extremes in at least one site in the study area. For a given site, an observation is characterized as extreme if it exceeds q_p, the p-quantile of the initial time series. A storm thus

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

impacts this site if q_p is exceeded. It indicates if each site is impacted. Given that at least one site is impacted by a storm, information on its impact on each site is provided. Storms are therefore purely statistical objects, providing information on the spatial extent of the extremes generated.

As storms propagate in space and time, their detection is based on a spatiotemporal declustering procedure. The main principle is that extremes neighbors in space and time are supposed to be part of the same storm. Specifically, two extremes are spatiotemporal neighbors if (i) they occurred within Δ hours and (ii) they are among the η-nearest neighbors of each other.

We provide a more precise description of the extraction of storms. At a given time, let a spatial cluster be the collection of sites neighbors in space impacted by a same storm. It can be detected by representing the study area by a graph where nodes represent sites. Each site is initially connected to its η-nearest neighbors. Connections from sites which are not impacted by the current storm are then removed, and the remaining connections determine one or more spatial clusters. Next, two spatial clusters A and B are said to be spatial (temporal) neighbors if at least one site of A is among the η-nearest neighbors of any site of B (they occurred within Δ hours). Finally, spatial clusters which are both spatial and temporal neighbors are merged, as they are supposed to stem from the same storm.

A storm may cross land areas and impact two different, but relatively near, coasts. For example, the Xynthia storm of February 2010 generated extreme skew storm surges both on the Bay of Biscay French coasts and on the Albâtre coast (Haute-Normandie, France). In that case, to ensure that the algorithm detects only one storm, connections between coastal sites are added in the η-nearest neighbor graph, for coasts being likely to be part of the same storm track (such as the French coasts or islands like UK, Ireland, or Iceland). Hence, the η-nearest neighbors approach can carefully detect such storms, unlike a classical intersite geographical distances approach.

Three parameters are thus required to detect a storm: p, setting its impact on a given site, and (Δ, η) which are related to its spatiotemporal propagation. (p, Δ, η) should be chosen in order to guarantee a proper detection of these physical events. If p is too high and Δ or η is too low, it is likely that a same physical event will be wrongly separated into two or more storms. Conversely, if p is too low and Δ or η is too high, it is likely that two distinct storms may be wrongly merged. Besides, note that the concept of spatial clusters allows separating different events occurring simultaneously in different areas; moreover, Δ plays a role to detect storms occurring in serial clusters. Furthermore, as mentioned above, possible nonuniform storm propagation can be taken into consideration through a proper definition of (p, Δ, η). Finally, the spatiotemporal neighborhood relationship implied by (Δ, η) needs to be carefully defined, for example, according to the spatiotemporal resolution of observations, the possible missing values and the physical propagation of the considered phenomenon. This procedure leads to define storms as spatiotemporally coherent exceedances of the p-quantile at site scale. *Leckebusch et al*. [2008], *Nissen et al*. [2010], and *Renggli et al*. [2010] used a similar approach to detect storms from wind speed observations. In particular, it is assumed that this declustering procedure provides a sample of S independent storms.

2.2. Formation of Physically Homogeneous Regions

The objective is to propose a physically based method to form homogeneous regions, by identifying the typical storms footprints in the study area. The set of sites must be partitioned in such a way that each resulting group represents a typical storm impact area. This can be achieved through the development of a clustering algorithm based on a criterion of storm propagation.

Assuming N sites in the study area where S storms are observed, let Z_s^i be the Bernoulli variable which is one if site i is impacted by a storm s. We define a criterion of storm propagation $p_{i,j}$ as the probability that both sites i and j are impacted by a storm given that one of them is:

$$p_{i,j}=P(Z_s^i=1,\ \ Z_s^j=1\ \mid\ Z_s^i+Z_s^j\geq 1\ \ ) \tag{1}$$

These probabilities are estimated for each possible pair of sites (i, j), from the sample of storms. Then, a dissimilarity index defined as:

$$d_{i,j}=1-p_{i,j} \tag{2}$$

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

is computed for each pair of sites. In particular, if $d_{i,j} = 0$, then any storm impacting i or j necessarily hits the other; conversely, if $d_{i,j} = 1$, then any storm impacting i or j necessarily avoids the other. Note that (1) and (2) are reformulations of the Jaccard index and the Jaccard distance, respectively.

The next step is to group all sites into R disjoint regions, according to their similarity in terms of (2). As the classification is made directly from the criterion of storm propagation (1), the resulting partition can be considered to represent storms footprints. Ward's hierarchical clustering algorithm [*Ward*, 1963] is employed here. It is generally intended for Euclidean distances, but *Cao et al*. [1997] showed it can properly perform even when non-Euclidean distances are used. As the dissimilarities (2) are not Euclidean, the extension of Ward's method for an arbitrary dissimilarity measure provided by *Mirkin* [2005] is applied. In particular, distances between clusters coincide with the usual Ward's distance when using Euclidean squared distances. This is an agglomerative hierarchical method: (i) each site is initially assigned to its own region and (ii) the closest pair of regions is merged until there is only one region. The resulting hierarchy of regions can be represented in a dendrogram. However, as non-Euclidean dissimilarities are used, the heights of the dendrogram do not express the distance between groups in terms of (2). Note that hierarchical clustering is preferred here to a strict partitioning clustering (such as the k-means algorithm), because the obtained hierarchical structure allows to refine the physical interpretation of the regions. Indeed, the possibility to subdivide a given region may help to understand how the storms footprints are organized.

For fixed R, the study area is thus partitioned in R regions. Among the different configurations of storms footprints obtained when varying R, the objective now is to determine the most relevant one. The optimal number of regions can be determined with an index measuring the goodness of a clustering. A proper partition should contain well-separated regions, with sites close to each other inside a given region (compactness), in terms of (2). For instance, Mojena's stopping rule [*Mojena*, 1977] attempts to find the level in the hierarchy implying a significant jump in the dendrogram heights, indicative of the merging of two dissimilar clusters. This strategy was, for example, used by *Yun and Cho* [2006] to conclude that quality of fingerprint images could be grouped into five clusters. However, *Martinez and Martinez* [2004] remarked the significance of a jump is not straightforward to assess; they recommended instead the visual inspection of a break in the evolution of the standardized dendrogram heights in function of the number of clusters.

The proper number of regions is thus determined through the latter procedure, leading to the identification of the most typical storms footprints. Specifically, a storm impacting a given region is likely to remain enclosed in this region, and sites in this region are likely to be impacted by the same storms.

2.3. Preparation of Samples for Statistical Analysis

At a given site, RFA requires that observations are independent; yet, several successive extremes can be generated by a same storm. The traditional "peaks over threshold" (POT) method usually imposes that two storm events can be considered independent if there is a certain time lag between them. It should be mentioned that this parameter is not required here, as Δ suffices to get independent storms at site scale, see section 2.1. In particular, when a storm lasts long enough to generate several extremes, only the peak value is retained to summarize this storm while obtaining independent extremes at site scale. The maximum value recorded during the storm s impacting site i is denoted by W_s^i.

Storms from section 2.1 are extracted in order to decluster physical events while reproducing as well as possible their spatiotemporal dynamics, and are used to form physically homogeneous regions. However, this step can be distinguished from statistical aspects, such as testing the statistical regional homogeneity or the goodness-of-fit in the upper tails of distributions. This "double-threshold" approach is recommended in *Bernardara et al.* [2014] to deal with auto-correlated environmental variables in a POT framework. The principle is to (i) identify independent events (where the variable is notably out of its mean regime) through a *physical* threshold and (ii) from these events, find a *statistical* threshold leading to a proper estimation of extreme quantiles. Thus, for statistical aspects covered in sections 2.4 and 2.5, only the most intense events are considered. New thresholds, denoted u and higher than the quantiles q_p, are selected corresponding to the observation of λ storms per year on average at each site. In particular at site i, if d_i years of data are available, the $n_i = \lambda d_i$ highest W_s^i are retained in the final n_i-sample X^i. The threshold u_i exceeded on average λ times per year is then defined as the smallest observation of X^i (minus an infinitesimal quantity). Storms are then statistically redefined: if site i was impacted by storm s, it is from now on impacted by s if and only if u_i is exceeded.

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

The choice of λ is the consequence of a trade-off between variability and bias of the final quantile estimates. In local analyses, for example, the value $\lambda = 1$ generally results in too small samples, leading to a high variability in the estimates. However, in a RFA framework, *Bernardara et al*. [2011] used $\lambda = 1$. Indeed, as data from several sites are simultaneously considered, a focus can be made on the most extreme observations, reducing thus the bias in the final estimates, but without implying a high variability. $\lambda = 1$ is therefore chosen in the following of this study.

2.4. Statistical Homogeneity of the Obtained Regions

Statistically homogeneous regions are required to perform RFA. Although section 2.2 allows delineating physically homogeneous regions, their statistical homogeneity must be checked.

Discordant sites within a given region can be identified through the discordancy criterion D of *Hosking and Wallis* [1993]. It measures if a given site is significantly different from all the other sites in the region, in terms of L-moments. A site can be declared discordant if $D > 3$ for regions with more than 15 sites. Moreover, the degree of statistical homogeneity of a candidate region can be evaluated with the criterion proposed by *Hosking and Wallis* [1993]. Their heterogeneity measure H indicates whether the observed dispersion between sites is comparable to what would be expected in a statistically homogeneous region. In particular, the region can be considered as statistically homogeneous if $H < 2$, and heterogeneous otherwise. However, this rule was originally derived for regions with no intersite dependence. Here regions correspond to storms footprints and a strong intersite dependence can thus be expected. In section 3.5, it is shown that the criterion $H = 2$ remains valid to detect heterogeneity in such regions.

Thus, for each storm footprint, the following process is applied:

1. Computation of the heterogeneity measure H from the samples X^i. If $H < 2$ then go to (iv), else go to (ii).

2. Computation of the discordancy measures D from the samples X^i. If no site is discordant then go to (iii), else remove the sites with $D > 3$ and compute a new heterogeneity measure H'. If $H' < 2$ then go to (iv), else go to (iii).

3. Subdivision of the region into two new regions stemming from the classification of section 2.2. For each subregion, go to (i).

4. The region is both physically and statistically homogeneous.

This procedure yields both physically and statistically homogeneous regions, and RFA can then be performed. Note that, even if a region is statistically homogeneous, it is worth checking for discordant sites (e.g., if error measurement is present in the data). However, if a particular area is subdivided several times without improving statistical homogeneity, it is possible to retain a subdivision as a compromise between a low statistical heterogeneity and a sufficient number of sites in the region, while interpreting the results from RFA with care. In that case, a local statistical analysis may be preferable: even if estimates may have a high variability, they should be relatively unbiased.

2.5. Regional Frequency Analysis

The methodology presented in this paper requires handling exceedances over a high threshold. From the extreme value theory, these exceedances can be modeled with the Generalized Pareto Distribution (GPD) [*Pickands*, 1975]. For site i, let u_i be the storm threshold which is exceeded on average λ times per year (see section 2.3). The n_i-sample X^i, denoting the exceedances of u_i, is assumed to be drawn from a GPD: $X^i \sim \mathrm{GPD}(u_i, \alpha_i, k_i)$, where $\alpha_i > 0$ and k_i are, respectively, a scale and a shape parameter. In particular, the p-quantile of X^i is:

$$x_p^i = \begin{cases} u_i - \alpha_i / k_i \left(1 - (1-p)^{-k_i}\right), & k_i \neq 0 \\ u_i - \alpha_i \log(1-p), & k_i = 0 \end{cases} \tag{3}$$

The right tail of the GPD is bounded when $k_i < 0$, and unbounded when $k_i \geq 0$. The T-year return level, i.e., the value exceeded on average once every T years, is given by $x^i_{1-1/\lambda T}$ [*Rosbjerg*, 1985].

RFA based on the index flood method [*Dalrymple*, 1960] relies on a homogeneity hypothesis; observations from sites coming from a homogeneous region are supposed to follow the same regional probability

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

distribution, up to a local index representing the local specificities of a site. For a homogenous region of N sites, let μ_i be the local index of the site $i = 1, \ldots, N$. By the regional homogeneity hypothesis, the distribution of the normalized variable $Y^i = X^i/\mu_i$ is supposed to be independent of i.

The local index μ_i is often taken as the mean value of the at-site observations; furthermore, *Weiss and Bernardara* [2013] have shown that choosing other indices could worsen the performances of the RFA. However, *Roth et al.* [2012] showed that dealing with exceedances over a high threshold necessarily implies that the local index has to be a multiple of this threshold. Here μ_i is therefore chosen as the storm threshold u_i. This implies that $Y^i \sim \mathrm{GPD}(1, \gamma, k)$, where: (i) the regional scale parameter satisfies $\gamma = \alpha_i/u_i$ and (ii) the shape parameter $k_i = k$ is constant over the region. From these relationships, $X^i \sim \mathrm{GPD}(u_i, \gamma u_i, k)$.

The two regional parameters (γ, k) can be estimated with the regional L-moments method depicted by *Hosking and Wallis* [1997]. Let $\hat{\lambda}_r^i$ be the sample r-order L-moment for site i; the sample regional r-order L-moment is $\hat{\lambda}_r^R = \sum_{i=1}^N n_i(\hat{\lambda}_r^i/u_i)/\sum_{i=1}^N n_i$. Then, (γ, k) are estimated as follows:

$$\hat{k} = 2 - (\hat{\lambda}_1^R - 1)/\hat{\lambda}_2^R, \qquad \hat{\gamma} = (1 - \hat{k})(\hat{\lambda}_1^R - 1) \tag{4}$$

Note that, for a GPD distributed variable, theoretical L-moments exist for $k < 1$. For site i, the T-year return level is obtained by multiplying the regional T-year return level by the local index: $x^i_{1-1/\lambda T} = u_i y_{1-1/\lambda T}$.

RFA assumes that observations at different sites are independent. However, as sites in a region are likely to be impacted by the same storms, a strong intersite dependence is expected. The regional L-moments method is still used here, as it was shown to be quite robust to the presence of intersite dependence [*Hosking and Wallis*, 1988]. Besides, although the GPD is here assumed, other candidate distributions can be tested and compared, for example, through the use of a regional L-moment ratio diagram.

3. Application

3.1. Data Used

ANEMOC-2 (Atlas Numérique d'États de Mer Océaniques et Côtiers-Numerical Atlas of Oceanic and Coastal Sea states) is a numerical sea-state hindcast database covering the Atlantic Ocean over the period 1979–2009 (31 years). It has been developed at Saint-Venant Laboratory for Hydraulics and EDF R&D LNHE [*Laugel*, 2013]. The simulations of wave conditions have been carried out with the third-generation spectral wave model TOMAWAC [*Benoit et al.*, 1996] and have been forced by wind fields from the CFSR reanalysis database [*Saha et al.*, 2010].

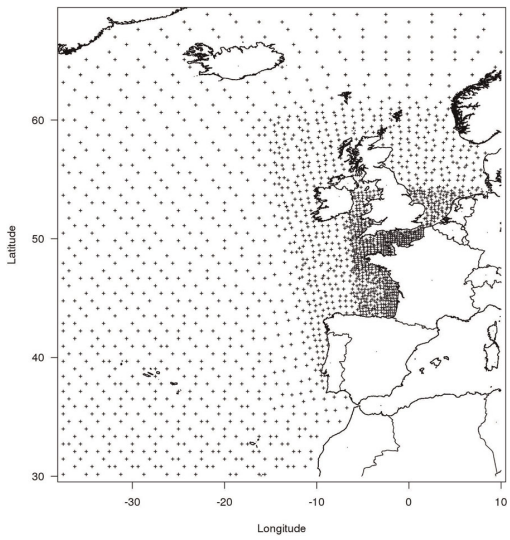

Figure 1. Location of the 1847 sites extracted from the oceanic mesh of the ANEMOC-2 sea-state database.

The spatial resolution of the so-called "oceanic mesh" of ANEMOC-2 ranges from about 120 km over the Northern part of the Atlantic Ocean down to about 20 km along the European coast and 10 km along the French coast. For the present study, a subset of 1847 nodes among the 13,426 nodes of the full oceanic mesh is selected, at locations plotted in Figure 1.

Among the wave parameters available with an hourly resolution in ANEMOC-2, we consider here the significant wave height, denoted H_s, which is the usually preferred parameter to

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

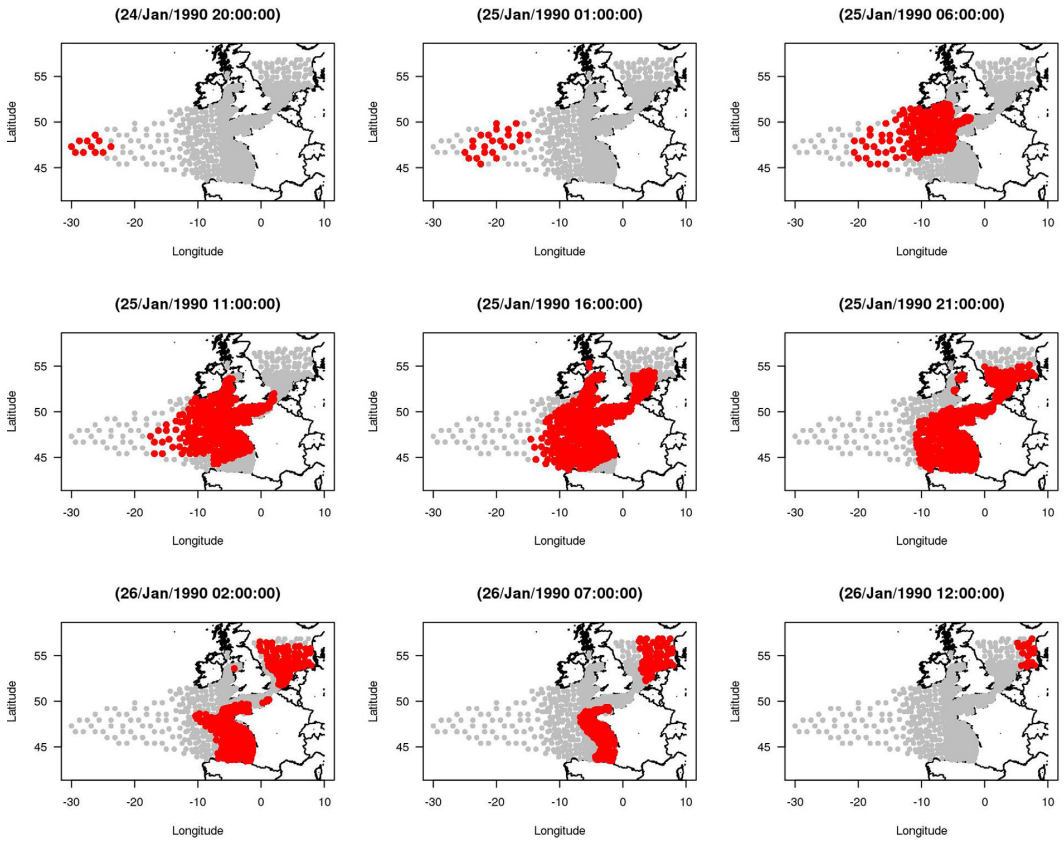

Figure 2. Storm Daria (24–26 January 1990): snapshot every 5 h, where red dots indicate the impacted sites (exceedances of the 0.995 quantile of hourly time series of H_s) and gray dots represent the storm footprint.

summarize sea state conditions and intensity. TOMAWAC computes this wave height from the zero-order moment of the wave spectrum. Hourly series of significant wave heights H_s over the period 1979–2009 are thus extracted for the 1847 selected sites. The objective here is to apply the methodology described in section 2 to form physically homogeneous regions by identifying typical storms footprints in this area and to estimate extreme significant wave heights by RFA.

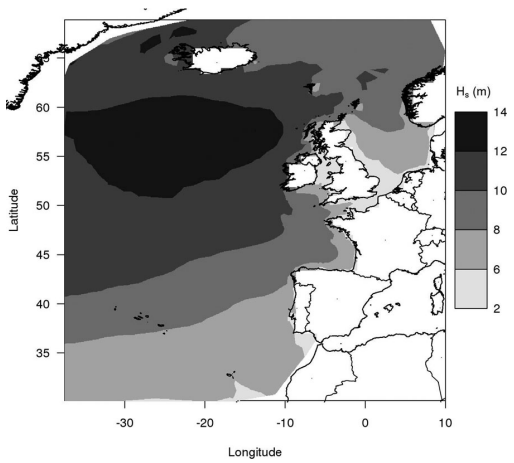

Figure 3. Map of 0.995 quantiles of hourly time series of H_s (m).

3.2. Extraction of Storms

The parameters (p, Δ, η) defined in section 2.1 are set in order to faithfully reproduce the physical dynamics of the storms present in the database, while taking into account the spatiotemporal resolution of observations.

A particular attention should be paid to the choice of p. It is likely that proper values of p depend on the situation, as the storm dynamics may differ according to

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

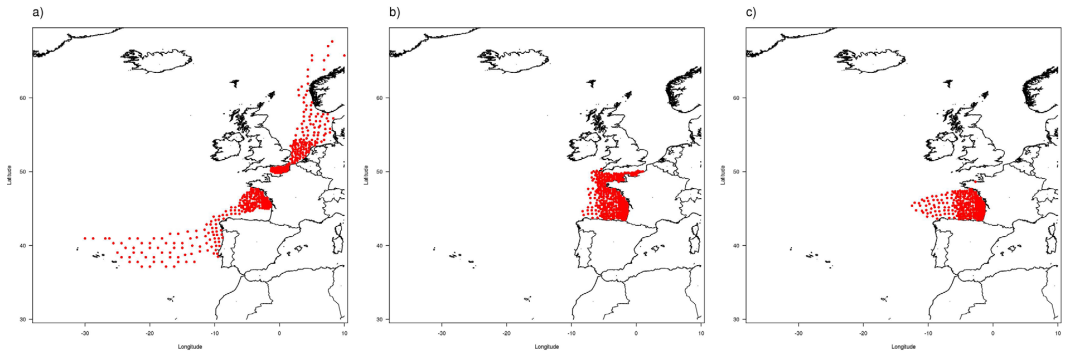

Figure 4. Footprints of (a) the Great Storm of 1987 (15–16 October 1987), (b) Lothar, and (c) Martin storms (26–28 December 1999), where red dots indicate the impacted sites.

the considered variable (e.g., waves or surges). A sensitivity analysis is then performed before the application of the method. Thus, it was checked that $p = 0.99$ can imply the merging of different storms occurring in the same area into a same event. Conversely, with $p = 0.999$, a storm can be wrongly separated into two or more events, notably when it loses and regains intensity during its track. Storms are more properly detected when $p = 0.995$. Note that the quantile 0.995 was used by *Méndez et al*. [2006] and *Ruggiero et al*. [2010] to estimate extreme wave heights in a POT framework. Figure 2 is a snapshot every 5 h of the area affected by the storm Daria of 24–26 January 1990 (exceedances of the 0.995 quantile).

Moreover, by considering especially the most intense storms, a sensitivity analysis was performed to determine (Δ, η), respectively related to the time of wave propagation between two neighboring sites and the density of the grid in Figure 1. The configuration ($p = 0.995$, $\Delta = 2$ h, $\eta = 10$) is thus chosen, leading to the extraction of 5939 storms. A small descriptive study reveals that, on average: (i) there are 192 storms per year in the study area, with a standard deviation (sd) of 26 storms per year, (ii) a storm impacts 38 sites (sd = 104 sites), and (iii) a storm lasts 12.5 h (sd = 10.3 h) at-site scale.

The map of the at-site 0.995 quantiles of hourly time series of H_s is given in Figure 3. Footprints of the Great Storm of 1987, Lothar and Martin storms (26–28 December 1999) are presented in Figure 4. Note that both the procedure of extraction of storms and the selected values of (p, Δ, η) allow the separation of Lothar and Martin which occurred in the same area within 36 h.

3.3. Formation of Homogeneous Regions

From the 5939 storms extracted, the criterion of storm propagation (1) is estimated for each pair of sites. Ward's hierarchical classification is then applied on the pairwise dissimilarity indices (2). Figure 5 shows the results for different configurations of storms footprints, when the number of regions R varies ($R = 2, 3, 4, 10, 20, 30$). It can be seen that the geographical contiguity between sites in a region is naturally obtained, but without forcing it in the algorithm.

The dendrogram of the classification is shown in Figure 6a. The evolution of its standardized heights (Figure 6b) shows a break at five clusters, meaning that a partition into five regions could correspond to the most typical storms footprints. These five physically homogeneous regions are shown in Figure 7: the South Atlantic (region 1, 399 sites), the North Atlantic (region 2, 479 sites), the North Sea (region 3, 241 sites), the English Channel and its approaches (region 4, 392 sites), and the Bay of Biscay (region 5, 336 sites).

Table 1 contains the characterization of these five regions in terms of storm propagation. Specifically, the (r, s) element of Table 1 is the criterion (1) for two generic sites, respectively, located in region r and region s. As can be seen from the diagonal, regions 2 and 5 are, respectively, the least and the most compact, where compactness is characterized by a high probability of storm propagation. Besides, region 1 is the most well separated, meaning that a storm impacting this region is more likely to remain enclosed in this region than a storm in another region. Conversely, region 4 is the least well separated, with permeable boundaries with regions 3 and 5.

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

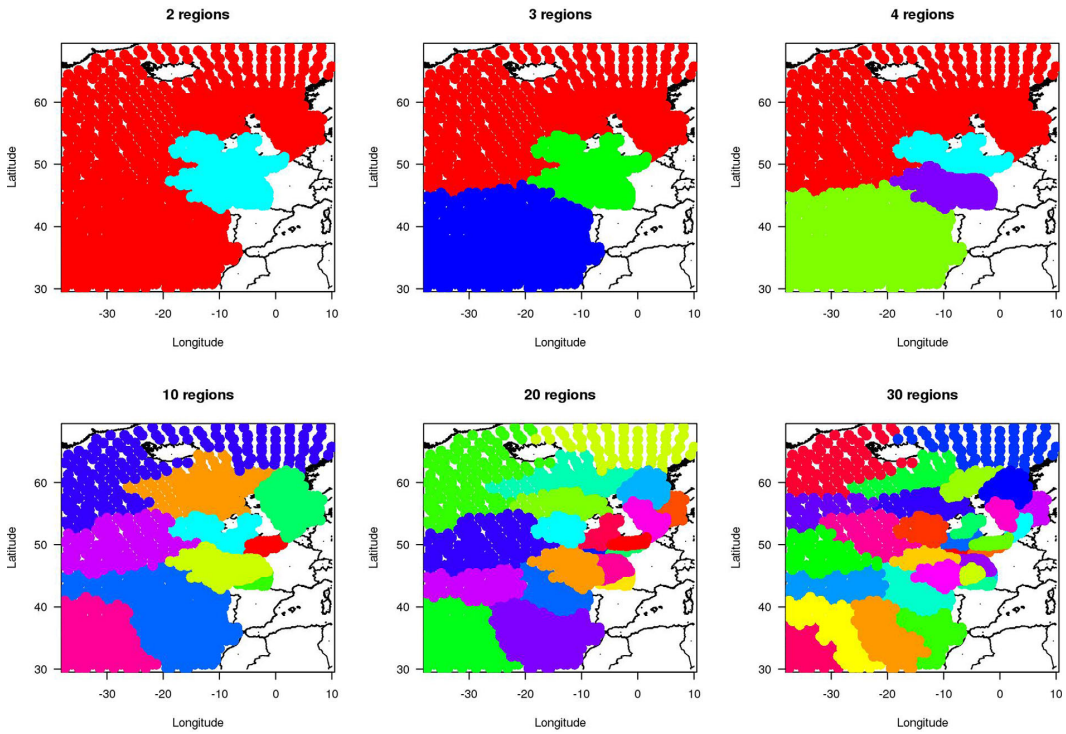

Figure 5. Different configurations of storms footprints from the Ward's hierarchical classification, for $R = 2, 3, 4, 10, 20, 30$.

These five regions present a physical coherence. In particular, each region can be characterized by a specific storminess. First, this can be due to geomorphological aspects. For example, region 3 (North Sea) is a rather closed area. Indeed, *Wood et al.* [2005] classed storm surges impacting the eastern coast of England into three distinct kinds of windstorms specific to North Sea. Moreover, regarding region 4, the corridor

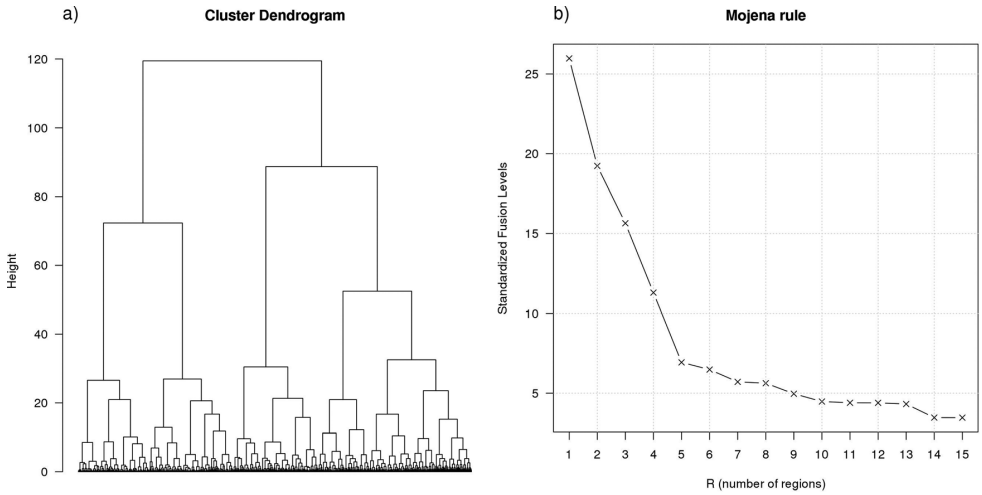

Figure 6. (a) Dendrogram of the classification and (b) evolution of the standardized dendrogram heights.

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

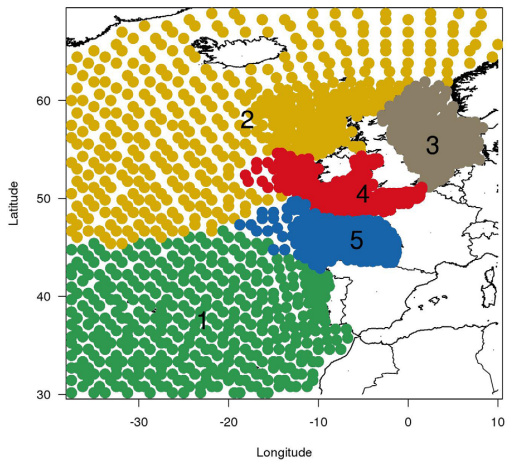

Figure 7. The five regions corresponding to the most typical storms footprints.

Table 1. Distance Between Regions in Terms of $p_{i,j}$[a]

Region	1	2	3	4	5
1	0.26	0.03	0.01	0.03	0.08
2	0.03	0.15	0.05	0.07	0.04
3	0.01	0.05	0.28	0.11	0.05
4	0.03	0.07	0.11	0.36	0.20
5	0.08	0.04	0.05	0.20	0.44

[a]The (*r*,*s*) element of this matrix is the mean value of $p_{i,j}$ for site *i* located in region *r*, and for site *j* located in region *s*.

configuration of the English Channel represents a suggested pathway for storms [*Tonnerre-Guerin*, 2003]. Second, climatological considerations are relevant to justify the five regions. In particular, the analysis of the domain of influence of teleconnection patterns allows identifying regions which are quite similar to the obtained partition. Teleconnection patterns are indices describing the large-scale atmospheric conditions. They are relevant to explain northern Atlantic storminess variability [*Seierstad et al.*, 2007]. *Izaguirre et al.* [2010] showed their influence on the interannual variability of the extreme wave climate in the North-East Atlantic; *Le Cozannet et al.* [2011] related the variability of sea-wave states in the Bay of Biscay to teleconnection patterns. According to *Le Cozannet et al.* [2011] and *Seierstad et al.* [2007], positive phases of the North Atlantic Oscillation (NAO), characterized by a deep Icelandic low and a more intense Azores high, are associated with northeastward storm tracks above 50°N, in the area of region 2. As for negative phases of the NAO, they are related to weaker southward-shifted winds, notably in region 1. Moreover, during positive phases of the East Atlantic (EA) pattern, storms occur at lower latitudes than in positive NAO phases, between 35° and 50°N (region 1). A positive phase of the East Atlantic/Western Russia (EA/WR) pattern is, for its part, associated with decreased storminess in the Bay of Biscay (region 5), while the storminess is increased in the central part of North Atlantic. Finally, positive phases of the East Pacific/North Pacific (EP/NP) pattern increase the storminess in the Bay of Biscay (region 5).

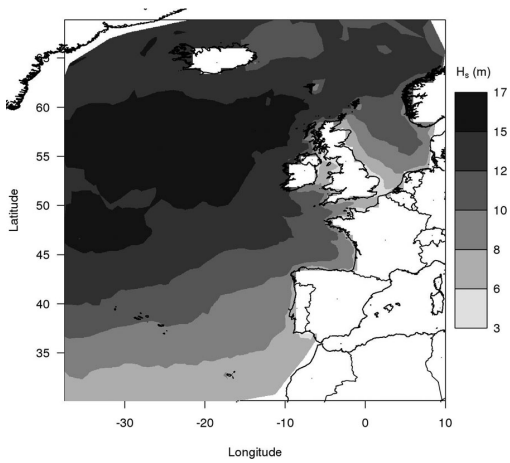

Figure 8. Map of threshold values of H_s exceeded on average once per year (m).

3.4. Preparation of Samples for Statistical Analysis

The statistical redefinition of storms described in section 2.3 is performed in such a way that there is $\lambda = 1$ storm per year on average at each site. This leads to retain 1340 storms among the 5939. It has been checked that the choice $\lambda = 1$ corresponds to thresholds higher than $q_{0.995}$, the 0.995 quantiles of hourly time series of H_s. Site *i* is therefore

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

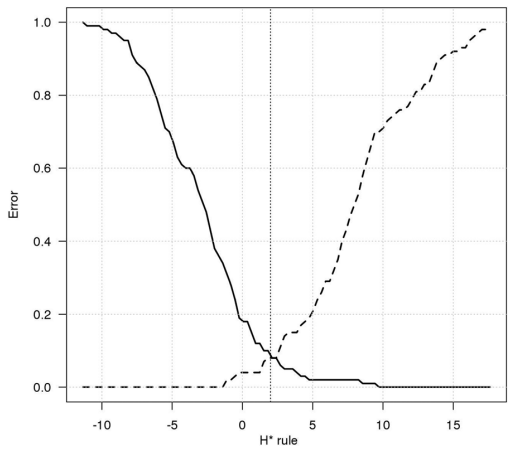

Figure 9. Statistical homogeneity testing in the presence of intersite dependence: Monte Carlo type I error (solid line) and type II error (dotted line) as a function of the H^* rule (cutoff value above which homogeneity is rejected).

characterized by the sample of H_s over the threshold u_i exceeded on average once per year; the sample size is 31, as 31 years of data are available. These thresholds, which are also the local indices used for RFA, are represented in Figure 8.

3.5. Intersite Dependence Effects in Testing the Statistical Homogeneity

The five obtained regions correspond to typical storms footprints. Therefore, a strong intersite dependence can be expected inside a given region, and this may affect the performances of the $H = 2$ criterion defined in section 2.4 to test the statistical homogeneity. This thus section investigates the validity of this criterion to detect heterogeneity in large regions with a high degree of intersite dependence.

Hosking and Wallis [1997, Table 6.1] present a convenient way to simulate synthetic regions with a given degree of intersite correlation. Here simulations are based on region 1: each synthetic region has 399 sites, with an intersite correlation structure equivalent to the one of region 1. Note that, unlike the annual maxima framework, the correlation between two sites is not straightforward to assess for POT data, especially due to the difficulty to properly define the temporal simultaneity of the observations at two different sites. Thus, intersite dependence of POT data was expressed through the pairwise correlations of annual maxima series. Note that annual maxima series can be easily extracted from the 5939 storms, as these storms generally provide at least one value per year (which may not be the case after their statistical redefinition leading to 1340 storms). Then, correlation ρ_{ij} between sites i and j is modeled by $\rho_{ij} = \exp(-\beta d_{ij})$ where d_{ij} is the distance between i and j. From the empirical pairwise correlation coefficients in region 1, β is estimated by nonlinear least squares at 9.5×10^{-4}, meaning that, for example, $\rho_{ij} = 0.62$ for two sites distant from 500 km.

In a synthetic homogeneous region, data at site i are sampled from the GPD(u_i, γu_i, k), where u_i is the local index found in section 3.4 and (γ, k) are the estimated regional GPD parameters in region 1 ($\gamma = 0.159$ and $k = -0.015$, see section 3.7). Besides, heterogeneity is defined as follows: at-site GPD shape parameters linearly vary in $[k - 0.2, k + 0.2]$, where $k = -0.015$.

Hundred homogeneous regions and 100 heterogeneous regions are thus simulated (with the specified model of intersite dependence), and the H statistic is computed for each of them. This procedure allows to estimate a Monte Carlo type I error (probability to declare heterogeneous a homogeneous region) and type II error (probability to declare homogeneous a heterogeneous region) for testing the statistical homogeneity, depending on a given H^* rule (cutoff value above which homogeneity is rejected). Figure 9 shows the evolution of these two types of error depending on the H^* rule. As expected, the type I error decreases with H^* and the type II error increases with H^*. Moreover, the cutoff value $H^* = 2$ implies relatively low values of these two errors (type I error = 0.10 and type II error = 0.08). Thus, even if the region is large with a strong intersite dependence, the criterion $H^* = 2$ remains valid to test its statistical homogeneity.

Table 2. Heterogeneity Measure H for Each of the Five Regions

Region	1	2	3	4	5
H	1.60	−0.07	−2.36	4.22	7.36

3.6. Statistical Homogeneity of the Obtained Regions

The procedure of section 2.4 is here applied to get both physically and statistically

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

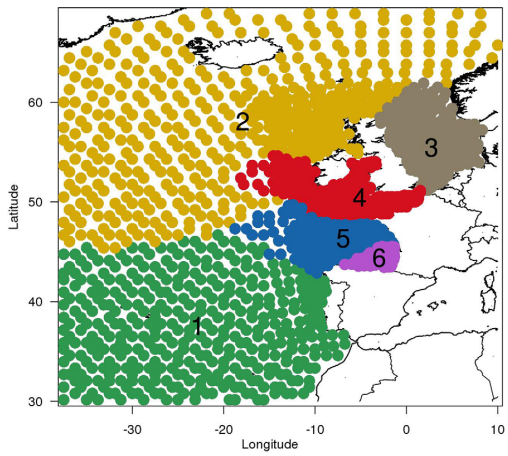

Figure 10. Proposed division into six physically and statistically homogeneous regions.

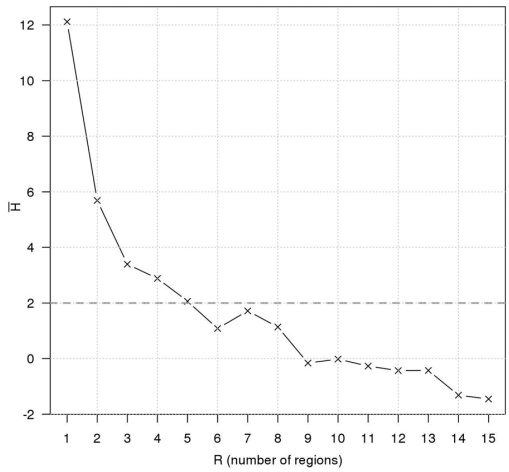

Figure 11. Mean value of H in the study area as a function of R. The dashed line corresponds to the threshold of heterogeneity $H = 2$.

homogeneous regions. The heterogeneity measure H is computed for each of the five regions (Table 2). Regions 1, 2, and 3 can be viewed as statistically homogeneous. However, heterogeneities are contained in regions 4 and 5. These regions cannot be accepted and have to be redefined before performing a RFA.

Fifteen sites among the 392 from region 4 are statistically discordant. When these sites are removed, the region is statistically homogeneous ($H = 0.68$). These discordant sites (which do not form a homogeneous region themselves) are actually located near the coasts, where local effects can highly influence extreme H_s. From now on, the Channel region is restricted to the 377 nondiscordant sites.

Regarding region 5, removing discordant sites does not help to improve its statistical homogeneity. It is therefore subdivided into the two inner storms footprints implied by the clustering hierarchy: North ($H = -0.45$, 234 sites) and South ($H = -4.69$, 102 sites) of Bay of Biscay. These new regions are statistically homogeneous. In particular, stronger statistical asymmetries are found in the data from the South of Bay of Biscay, which can justify this subdivision.

Six regions, both physically and statistically homogeneous, are therefore detected, allowing the estimation of extreme quantiles through RFA. These regions are represented in Figure 10. Note that 6, 13, 6, 12, 6, and 6 discordant sites ($D > 3$) are, respectively, found for each of the six homogeneous regions. Most of them are coastal sites, but are far from each other and there are no gross errors in their data: they are thus left inside their regions.

Finally, the proposed method allows increasing the overall statistical homogeneity. Indeed, the whole area is highly statistically heterogeneous ($H = 12.12$), underlining the interest of a subdivision into smaller regions on a physical basis. Figure 11 represents the mean value of H in the study area as a function of R; it can be seen that the finer are the storms footprints, the more improved is the statistical homogeneity.

3.7. Estimation of Extreme Significant Wave Heights Through RFA

Note that the results presented here should be seen as a possible application of the proposed method to form homogeneous regions, rather than a tool or results to use in the design of marine structures, especially in coastal areas. Indeed, the present analysis uses data from the oceanic model of ANEMOC-2, whose resolution is not sufficient in coastal areas and which includes only parts of the shallow-water effects. For these

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

Table 3. Regional Parameters: γ (GPD Scale Parameter), k (GPD Shape Parameter), $y_{0.99}$ (100 Year Regional Return Level)

Region	1	2	3	4	5	6
γ	0.159	0.133	0.137	0.140	0.143	0.141
k	−0.015	0.023	−0.002	0.142	−0.033	0.218
$y_{0.99}$	1.707	1.646	1.627	1.909	1.611	2.119

reasons, estimates for coastal areas are not shown in this section. Note this oceanic model is supplemented by a coastal one, whose resolution is finer on the continental shelf, in the Channel and along the French coast. In a follow-up of this study, data from the coastal model of ANEMOC-2 may improve the simulated seas-states in coastal areas.

For each of the six homogeneous regions, the regional GPD parameters (γ, k) are estimated following the procedure presented in section 2.5. These quantities are given in Table 3, as well as the 100 year regional return level $y_{0.99}$. The shape parameter k is positive (corresponding to an unbounded GPD) in regions 2, 4 and 6, suggesting a higher intensity of extreme H_s. Besides, a regional L-moment ratio diagram (not shown) proves that the GPD provides an adequate fit to the data, compared to other distributions.

At-site return levels are obtained by multiplying regional return levels by the local indices. Return levels plot for six sites located in each region are provided in Figure 12. Moreover, Figure 13 shows the map of the estimated at-site 100 year H_s. They display a coherent spatial pattern, with lower values near the West European coasts. The highest return levels are obtained for sites located in the north-central part of the study area (up to about 29 m). These estimates are comparable to those from *Caires and Sterl* [2005, Figure 10] based on ERA-40 reanalysis data. Although slightly higher values are here found in the area of the largest estimates, their spatial structure is indeed essentially similar. Besides, note that there is no apparent discontinuity effect in the spatial variation of the estimated 100 year H_s which would be due to the fixed nature of

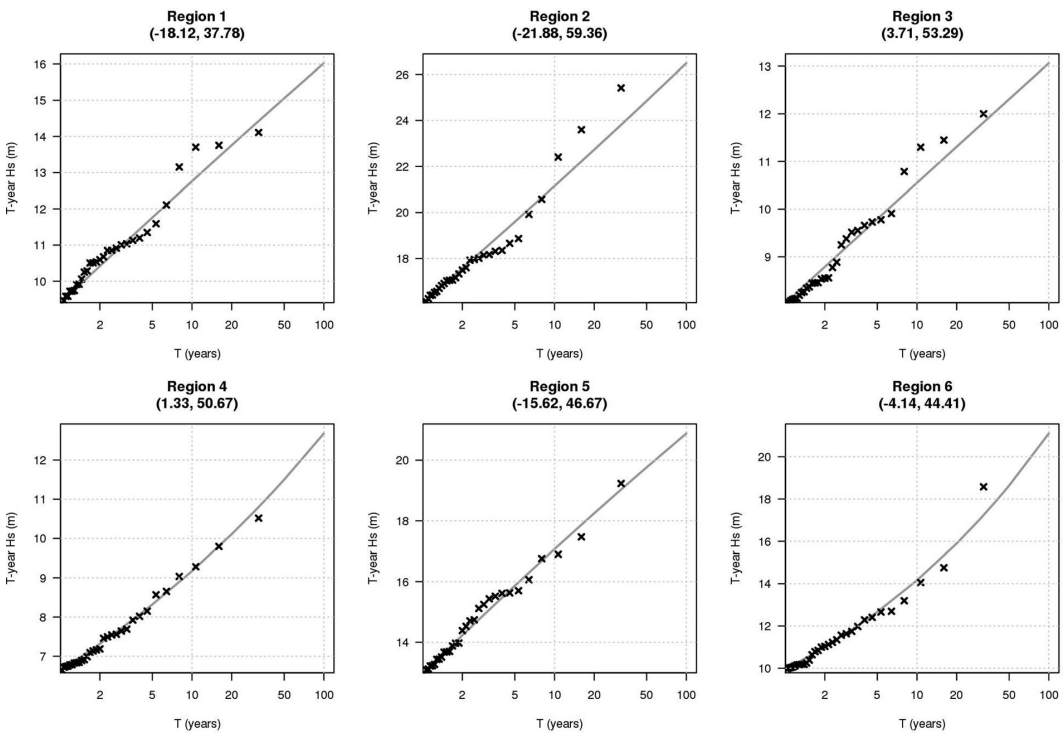

Figure 12. Return levels plot for six sites located in each region (crosses represent at-site ANEMOC-2 results). Coordinates are denoted (longitude and latitude) in degrees.

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

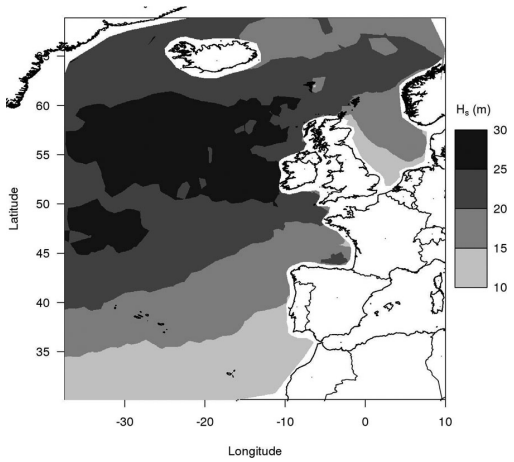

Figure 13. Map of estimated 100 year H_s (m).

regions. Indeed, they are spatially smooth, even in the areas located near the boundaries of the homogeneous regions.

4. Conclusions

Compared to a local statistical analysis of extremes, RFA can reduce uncertainties in the estimations of return levels, provided that homogeneous regions can be delineated. In the framework of extreme marine events, a method to form homogeneous regions by identifying typical storms footprints is proposed in this paper.

First, a spatiotemporal declustering procedure is employed to detect storms generating marine extremes. Gathering extremes neighbors in space and time, a careful attention is paid to ensure their proper reconstitution. In particular, different storms taking place simultaneously in different areas can be distinguished, as well as storms successively occurring in the same zone, e.g., the Lothar and Martin storms of December 1999.

Second, the identification of the most typical storms footprints in the study area relies on the Ward's hierarchical clustering based on a criterion of storm propagation. These physically homogeneous regions are readily explicable. Indeed, sites from a given region are likely to be impacted by the same storms, and any storm impacting a region is likely to remain enclosed in this region. This procedure is fairly simple to implement, as the only information required is the time of occurrence of the observed extremes.

An application to the estimation of extreme significant wave heights from the numerical sea-state database ANEMOC-2 is given. Six regions, both physically and statistically homogeneous, are delineated in the North-East part of the Atlantic Ocean. The geographical contiguity between sites in a region is naturally obtained. It is also shown that the identification of storms footprints allows the increase of the overall regions' statistical homogeneity. Combined with RFA, the proposed method highlights regional differences in the spatial extent and intensity of storms.

Although the proposed example is focused on significant wave heights, the method can easily be applied to other marine variables. Indeed, it is variable-oriented, in the sense that the identified storms footprints are specific to the variable of interest. Moreover, it can deal with cases where periods of observations are not the same for all sites, and/or in the presence of missing data.

Compared to the traditional statistical approaches to form homogeneous regions, the proposed methodology distinguishes physical considerations from statistical ones. First, regions are delineated from a physical basis; second, their statistical homogeneity is checked. Note that (i) hierarchical clustering provides here a natural way to subdivide heterogeneous regions in order to increase homogeneity and (ii) the method is shown to be robust to intersite dependence inherent to regions delineated as storms footprints. It would be possible, however, to form regions in one step: for example, the Ward's clustering algorithm could be modified to also involve the statistical homogeneity of the regions, but without concealing the criterion of storm propagation.

By providing information on the spatiotemporal extension of the observed extremes, the storms defined in this paper may be used in a broader framework than RFA. In particular, several studies dealing with spatial extremes are based on the analysis of block maxima series observed in space; for instance, *Bernard et al.* [2013] partitioned French sites into five regions according to the strength of dependence of weekly precipitation maxima. However, block maxima series observed at two different sites may be highly dependent but they might not have

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

occurred simultaneously during the same physical events. Conversely, relying on the storms allows reasoning on the scale of the physical events, offering a proper framework to model spatial extremes.

Looking forward future improvements, the formation of homogeneous regions would surely benefit from other physical considerations complementary to the storms footprints, such as the water depth. For example, the statistical heterogeneity of region 5 (see Figure 7) might come from the fact that this is the only region not homogeneous in water depth. Indeed, regions 1 and 2 correspond to deep water and regions 3 and 4 to the continental shelf. Moreover, the procedure of identification of storms footprints should be compared to a similar study based on meteorological conditions generating marine extremes (atmospheric pressure and wind fields).

Future works could also deal with intersite dependence when estimating extremes. Indeed, as sites in a region are likely to be impacted by the same physical events, regions are expected to display a strong intersite dependence. Although ignored in the estimation process because of the robust nature of the regional *L*-moments method against intersite dependence, taking it into account could improve the reliability of extrapolations.

Acknowledgments
The permission to publish the results of this ongoing research study was granted by the Electricité de France (EDF) company. The results in this paper should, of course, be considered as R&D exercises without any significance or embedded commitments upon the real behavior of the EDF power facilities or its regulatory control and licensing. The authors would like to thank Amélie Laugel who kindly provided the ANEMOC-2 data used in this study, and the three anonymous reviewers who improved this paper by their constructive comments and suggestions. The wave data set used for the analyses presented in this article has been extracted from the ANEMOC-2 database. This data set can be obtained by request addressed to the corresponding author. The use of this data is restricted to research purpose, all industrial or commercial applications being excluded.

References

Anderson, C. W., D. J. T. Carter, and P. D. Cotton (2001), Wave climate variability and impact on offshore design extremes, report commissioned from the University of Sheffield and Satellite Observing Systems for Shell International and the Organization of Oil & Gas Producers, London, 99 pp.

Bardet, L., C.-M. Duluc, V. Rebour, and J. L'Her (2011), Regional frequency analysis of extreme storm surges along the French coast, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, *11*(6), 1627–1639.

Beable, M. E., and A. I. McKerchar (1982), Regional flood estimation in New Zealand, *Tech. Rep. 20*, 132 pp., Water and Soil Div., Ministry of Works and Development, Wellington.

Benoit, M., F. Marcos, and F. Becq (1996), Development of a third generation shallow-water wave model with unstructured spatial meshing, in *Proceedings of the 25th International Conference on Coastal Engineering*, pp. 465–478, American Society of Civil Engineers (ASCE), Orlando, Florida.

Bernard, E., P. Naveau, M. Vrac, and O. Mestre (2013), Clustering of maxima: Spatial dependencies among heavy rainfall in France, *J. Clim.*, *26*, 7929–7937.

Bernardara, P., M. Andreewsky, and M. Benoit (2011), Application of the Regional Frequency Analysis to the estimation of extreme storm surges, *J. Geophys. Res.*, *116*, C02008, doi:10.1029/2010JC006229.

Bernardara, P., F. Mazas, X. Kergadallan, and L. Hamm (2014), A two-step framework for over-threshold modelling of environmental extremes, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, *14*, 635–647.

Betts, N. L., J. D. Orford, D. White, and C. J. Graham (2004), Storminess and surges in the South-Western approaches of the Eastern North Atlantic: The synoptic climatology of recent extreme coastal storms, *Mar. Geol.*, *210*(1–4), 227–246.

Blashfield, R. K. (1976), Mixture model tests of cluster analysis: Accuracy of four agglomerative hierarchical methods, *Psychol. Bull.*, *83*(3), 377–388.

Butler, A. (2005), Statistical modelling of synthetic oceanographic extremes, PhD thesis, Lancaster Univ., Lancaster, U. K.

Caires, S., and A. Sterl (2005), 100-year return value estimates for ocean wind speed and significant wave height from the ERA-40 data, *J. Clim.*, *18*(7), 1032–1048.

Cao, Y., A. W. Bark, and W. P. Williams (1997), A comparison of clustering methods for river benthic community analysis, *Hydrobiologia*, *347*, 25–40.

Casson, E., and S. Coles (1999), Spatial regression models for extremes, *Extremes*, *1*(4), 449–468.

Darlymple, T. (1960), Flood frequency analysis, *U.S. Geol. Surv. Water Supply Pap.*, 1543-A.

Davison, A. C., S. A. Padoan, and M. Ribatet (2012), Statistical modeling of spatial extremes, *Stat. Sci.*, *27*(2), 161–186.

Everitt, B. S., and G. Dunn (2001), *Applied Multivariate Data Analysis*, 2nd ed., Oxford Univ. Press, New York.

Ferreira, L., and D. B. Hitchcock (2009), A comparison of hierarchical methods for clustering functional data, *Commun. Stat.*, *38*(9), 1925–1949.

Gabriele, S., and F. Chiaravalloti (2013), Using the meteorological information for the regional rainfall frequency analysis: An application to Sicily, *Water Resour. Manage.*, *27*(6), 1721–1735.

Gingras, D., K. Adamowski, and P. J. Pilon (1994), Regional flood equations for the provinces of Ontario and Quebec, *Water Resour. Bull.*, *30*, 55–67.

Goda, Y. (2011), Plotting-position estimator for the L-moment method and quantile confidence interval for the GEV, GPA, and Weibull distributions applied for extreme wave analysis, *Coastal Eng.*, *53*(2), 111–149.

Goda, Y., M. Kudaka, and H. Kawai (2010), Incorporating of Weibull distribution in L-moments method for regional frequency analysis of peak over threshold wave heights, in *Proceedings of the 32th International Conference on Coastal Engineering*, American Society of Civil Engineers (ASCE), Shangai, China.

Holt, T. (1999), A classification of ambient climatic conditions during extreme surge events off Western Europe, *Int. J. Climatol.*, *19*(7), 725–744.

Hosking, J. R. M. (2012), Towards statistical modeling of tsunami occurrence with regional frequency analysis, *J. Math Ind.*, *4*(2012A-6), 41–48.

Hosking, J. R. M., and J. R. Wallis (1988), The effect of intersite dependence on regional flood frequency analysis, *Water Resour. Res.*, *24*(4), 588–600.

Hosking, J. R. M., and J. R. Wallis (1993), Some statistics useful in regional frequency analysis, *Water Resour. Res.*, *29*(2), 271–281.

Hosking, J. R. M., and J. R. Wallis (1997), *Regional Frequency Analysis: An Approach Based on L-Moments*, Cambridge Univ. Press, Cambridge, U. K.

Izaguirre, C., F. J. Méndez, M. Menendez, A. Luceno, and I. J. Losada (2010), Extreme wave climate variability in southern Europe using satellite data, *J. Geophys. Res.*, *115*, C04009, doi:10.1029/2009JC005802.

Kalkstein, L. S., T. Guanri, and J. A. Skindlov (1987), An evaluation of three clustering procedures for use in synoptic climatological classification, *J. Clim. Appl. Meteorol.*, *26*, 717–730.

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Journal of Geophysical Research: Oceans 10.1002/2013JC009668

Kergadallan, X. (2013), *Analyse statistique des niveaux d'eau extrêmes—Environnements maritime et estuarien*, 179 p., CETMEF, Centre d'études techniques maritimes et fluviales, Compiègne, France.

Laugel, A. (2013), Sea state climatology in the North-East Atlantic Ocean: Analysis of the present climate and future evolutions under climate change scenarios by means of dynamical and statistical downscaling methods, PhD thesis, EDF R&D LNHE, Saint-Venant Lab. for Hydraul., Chatou, France.

Leckebusch, G. C., D. Renggli, and U. Ulbrich (2008), Development and application of an objective storm severity measure for the Northeast Atlantic region, *Meteorol. Z.*, *17*(5), 575–587.

Le Cozannet, G., S. Lecacheux, E. Delvallee, N. Desramaut, C. Oliveros, and R. Pedreros (2011), Teleconnection pattern influence on sea-wave climate in the Bay of Biscay, *J. Clim.*, *24*, 641–652.

Mailier, P. J., D. B. Stephenson, C. A. T. Ferro, and K. I. Hodges (2006), Serial clustering of extratropical cyclones, *Mon. Weather Rev.*, *134*, 2224–2240.

Martinez, W. L., and A. R. Martinez (2004), *Exploratory Data Analysis With MATLAB*, Chapman and Hall/CRC, Boca Raton..

Méndez, F. J., M. Menéndez, A. Luceño, and I. J. Losada (2006), Estimation of the long-term variability of extreme significant wave height using a time-dependent Peak Over Threshold (POT) model, *J. Geophys. Res.*, *111*, C07024, doi:10.1029/2005JC003344.

Michelangeli, P. A., R. Vautard, and B. Legras (1995), Weather regimes: Recurrence and quasi stationarity, *J. Atmos. Sci.*, *52*, 1237–1256.

Mirkin, B. (2005), *Clustering for Data Mining: A Data Recovery Approach*, Chapman and Hall/CRC, Boca Raton.

Modarres, R., and A. Sarhadi (2011), Statistically-based regionalization of rainfall climates of Iran, *Global Planet. Change*, *75*(1–2), 67–75.

Mojena, R. (1977). Hierarchical grouping methods and stopping rules: An evaluation, *Comput. J.*, *20*, 359–363.

Morin, G., J. P. Fortin, W. Sochanska, J. P. Lardeau, and R. Charbonneu (1979), Use of principal component analysis to identify homogeneous precipitation stations for optimal interpolation, *Water Resour. Res.*, *15*(6), 1841–1850.

Nissen, K. M., G. C. Leckebusch, J. G. Pinto, D. Renggli, S. Ulbrich, and U. Ulbrich (2010), Cyclones causing wind storms in the Mediterranean: Characteristics, trends and links to largescale patterns, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, *10*, 1379–1391.

Onibon, H., T. B. M. J. Ouarda, M. Barbet, A. St Hilaire, B. Bobee, and P. Bruneau (2004), Regional frequency analysis of annual maximum daily precipitation in Quebec, Canada, *Hydrol. Sci. J.*, *49*(4), 717–735.

Pickands, J. (1975), Statistical inference using extreme order statistics, *Ann. Stat.*, *3*(1), 119–131.

Ramachandra Rao, A., and V. V. Srinivas (2006), Regionalization of watersheds by hybrid-cluster analysis, *J. Hydrol.*, *318*(1–4), 37–56.

Renggli, D., G. C. Leckebusch, U. Ulbrich, S. N. Gleixner, and E. Faust (2011), The skill of seasonal ensemble prediction systems to forecast wintertime windstorm frequency over the North Atlantic and Europe, *Mon. Weather Rev.*, *139*, 3052–3068.

Rosbjerg, D. (1985), Estimation in partial duration series with independent and dependent peak values, *J. Hydrol.*, *76*, 183–195.

Roth, M., T. Buishand A., Jongbloed, G., Klein Tank, A. M. G. and J. H. van Zanten (2012), A regional peaks-over-threshold model in a nonstationary climate, *Water Resour. Res.*, *48*, W11533, doi:10.1029/2012WR012214.

Ruggiero, P., P. D. Komar, and J. C. Allan (2010), Increasing wave heights and extreme value projections: The wave climate of the U.S. Pacific Northwest, *Coastal Eng.*, *57*(5), 539–552.

Saha, S., et al. (2010), The NCEP climate forecast system reanalysis, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, *91*, 1015–1057.

Satyanarayana, P., and V. V. Srinivas (2008), Regional frequency analysis of precipitation using large-scale atmospheric variables, *J. Geophys. Res.*, *113*, D24110, doi:10.1029/2008JD010412.

Seierstad, I. A., D. B. Stephenson, and N. G. Kvamsto (2007), How useful are teleconnection patterns for explaining variability in extratropical storminess?, *Tellus, Ser. A*, *59*(2), 170–181.

Tonnerre-Guerin, M. A. (2003), Les tempêtes, un concept et une genèse revisités: l'exemple de la façade occidentale de l'Europe, *Ann. Géogr.*, *112*(633), 451–470.

Ulbrich, U., G. C. Leckebusch, and J. G. Pinto (2009), Extra-tropical cyclones in the present and future climate: A review, *Theor. Appl. Climatol.*, *96*(1–2), 117–131.

Van Gelder, P. H. A. J. M., and N. M. Neykov (1998), Regional frequency analysis of extreme water levels along the Dutch Coast using L-moments: A preliminary study, in *International Scientific Conference on Stochastic Models of Hydrological Processes and Their Application to Problems of Environmental Preservation*, NATO, Advanced Research Workshop, pp. 14–20, Moscow, Russia.

Van Gelder, P. H. A. J. M., J. De Ronde, N. M. Neykov and P. Neytchev (2000), Regional frequency analysis of extreme wave heights: Trading space for time, in *Proceedings of the 27th International Conference on Coastal Engineering*, American Society of Civil Engineers (ASCE), Sydney, pp. 1099–1112, NSW, Australia.

Ward, J. (1963), Hierarchical grouping to optimize an objective function, *J. Am. Stat. Assoc.*, *58*, 236–244.

Weiss, J., and P. Bernardara (2013), Comparison of local indices for regional frequency analysis with an application to extreme skew surges, *Water Resour. Res.*, *49*, 2940–2951.

Wood, R. M., M. Drayton, A. Berger, P. Burgess, and T. Wright (2005), Catastrophe loss modelling of storm-surge flood risk in eastern England, *Philos. Trans. R. Soc. A*, *363*, 1407–1422.

Yun, E. K., and S. B. Cho (2006), Adaptive fingerprint image enhancement with fingerprint image quality analysis, *Image Vision Comput.*, *24*, 101–110.

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

4.2.1.2 Compléments sur l'homogénéité statistique

Pour chacune des 6 régions homogènes identifiées (représentées en figure 10 de l'article), la table 4.1 contient les statistiques H, H_2 et H_3 des tests d'homogénéité d'Hosking et Wallis. En considérant que des valeurs supérieures à 2 indiquent une hétérogénéité statistique, alors la région 1 ne serait pas vue comme homogène au sens de H_2 et H_3. Ceci signifie que cette région est homogène si l'on ne considère que le L-CV, mais devient hétérogène dès que le L-skewness et le L-kurtosis sont aussi pris en compte. Cependant, compte tenu que les performances de H_2 et H_3 sont inférieures à celles de H pour tester l'homogénéité, la région 1 peut être supposée statistiquement homogène (bien que les estimations finales concernant cette région devront être tempérées).

Table 4.1: Statistiques des tests d'homogénéité d'Hosking et Wallis pour les 6 régions (hauteurs significatives de vagues).

Région	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**
H	1.60	-0.07	-2.36	0.68	-0.45	-4.69
H_2	2.02	-2.55	-3.21	-4.42	-3.91	-7.64
H_3	4.19	-3.35	-3.50	-1.85	-2.82	-7.79

Par ailleurs, en représentant chaque site par son échantillon des dépassements normalisés par le seuil $\lambda = 1$, la figure 4.1 montre les moyennes empiriques correspondantes (a), les écarts-types de cette moyenne (b), les L-CV empiriques (c) et leurs écarts-types (d), les L-skewness empiriques (e) et leurs écarts-types (f). Les écarts-types des L-moments ont été calculés selon [36]. Dans une région statistiquement homogène, toutes ces quantités sont théoriquement constantes.

Il serait délicat d'identifier des régions homogènes seulement à partir de ces cartes : en effet, peu de zones semblent clairement se détacher, ce qui renforce le besoin d'avoir recours à d'autres sources pour définir l'homogénéité. Cependant, relier ces cartes avec les 6 régions identifiées comme homogènes permet de mieux qualifier celles-ci. Ainsi, les régions 4 (Manche et ses approches) et 6 (Golfe de Gascogne Sud) sont notamment caractérisées par une moyenne, une dispersion et une asymétrie relativement élevées. À l'inverse, les régions 2 (Atlantique Nord) et 5 (Golfe de Gascogne Nord) sont plutôt définies par une moyenne et une dispersion assez faibles. La région 3 (Mer du Nord) est ici difficile à caractériser, bien que les tests en table 4.1 considèrent que cette région est statistiquement homogène. Dans la région 1 (Atlantique Sud), il semble exister une dispersion et une asymétrie relativement plus élevées au nord qu'au sud. Cependant, la zone de forte dispersion étant néanmoins accompagnée par un écart-type du L-CV élevé, les différences entre le nord et le sud de la région 1 ne sont probablement pas assez significatives pour rejeter l'homogénéité.

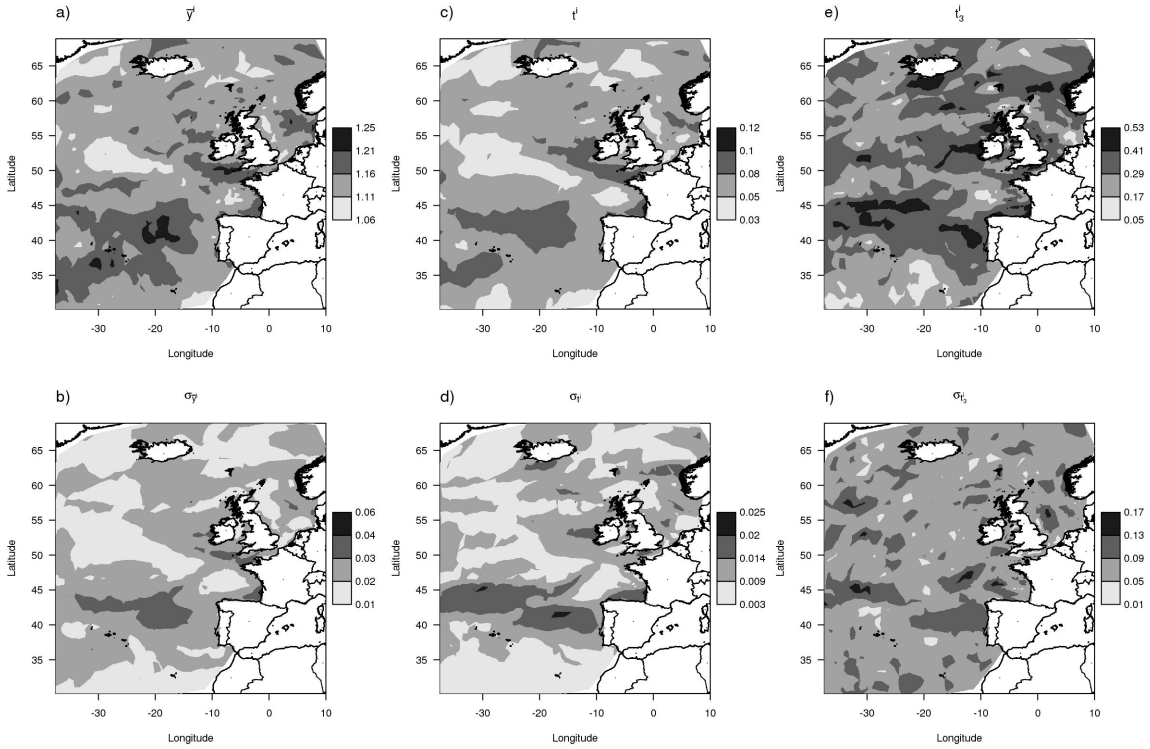

Figure 4.1: Échantillons y^i des $\mathrm{H_s}$ extrêmes observées, normalisées par le seuil : a) moyenne $\bar{y}^i$, b) écart-type de $\bar{y}^i$, c) L-CV t^i, d) écart-type de t^i, e) L-skewness t_3^i, d) écart-type de t_3^i.

Concernant l'asymétrie, la zone nord semble se détacher du sud de manière plus évidente. En conclusion, ceci se recoupe avec le fait que la région 1 est homogène selon H, mais hétérogène selon H_2 et H_3.

4.2.2 Application aux surcotes de pleine mer

4.2.2.1 Proceedings de la conférence EVAN2013

L'application de la même méthode aux surcotes de pleine mer est publiée dans les actes de la conférence EVAN2013 (*International Short Conference on Advances in Extreme Value Analysis and Application to Natural Hazards)*. Dans cet article, le modèle régional utilisé est légèrement différent de celui de ce manuscrit : *i*) l'indice local n'est pas le seuil $\lambda = 1$, mais la moyenne empirique des dépassements de seuils et *ii*) la méthode d'estimation de la loi régionale n'est pas le *pooling*, mais celle d'Hosking et Wallis (section 1.2.4.1 du chapitre 1). Cela n'impacte ni les régions homogènes obtenues, ni les résultats du test H d'homogénéité statistique. Cependant, les niveaux de retour estimés dans cet article sont différents des valeurs finalement obtenues dans le chapitre 6 par la méthode du *pooling*.

A method to identify and form homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme skew storm surges

Jerome Weiss
Saint-Venant Laboratory for Hydraulics & EDF R&D LNHE, Chatou, France
E-mail: jerome.weiss@edf.fr

Pietro Bernardara
Saint-Venant Laboratory for Hydraulics & EDF Energy R&D UK Centre, London, UK
E-mail: Pietro.Bernardara@edfenergy.com

Michel Benoit
Saint-Venant Laboratory for Hydraulics & EDF R&D LNHE, Chatou, France
E-mail: michel.benoit@edf.fr

Abstract

The design of effective coastal protections and the defence of coastal areas from flooding require an accurate estimation of extreme marine events, such as extreme mean sea level due to tides and storm surges and extreme wave conditions. However, due to the possible scarcity of data, local statistical analyses (i.e. based on time series of water level or wave height recorded at a single location) usually do not lead to a precise estimation of return levels of interest. Regional frequency analysis (RFA) allows reducing these uncertainties, by assuming a similar extremal behaviour at the scale of a region. In particular, RFA based on the index flood method assumes that observations at sites in a homogeneous region follow the same probability distribution up to a local index. An important step of RFA is thus the formation of homogeneous regions. In the framework of extreme marine events, regions are generally made through statistical considerations, putting aside the physical mechanisms causing extreme marine events. In this work, a method to form physically homogeneous regions by identifying typical storms footprints is proposed. This procedure, simple to implement, is based on both a criterion of propagation of storms and a clustering algorithm. An application of this method is done on a database of extreme skew storm surges collected at 67 sites located along the Spanish, French and UK coasts.

1. INTRODUCTION

The management of extreme marine hazards is a crucial task in coastal engineering. The design of effective coastal protections and the defence of coastal areas from flooding require an accurate estimation of extreme marine events, such as extreme mean sea level due to tides and storm surges (the latter being driven by meteorological conditions and local bathymetry).

These extreme events are traditionally estimated by a local statistical analysis, from observations collected at a given site. However, durations of observations are generally too short to precisely estimate return levels of interest. These uncertainties can be reduced with regional frequency analysis (RFA), based on the index flood method developed by (Dalrymple, 1960), which tries to exploit the similarities between sites. In particular, RFA assumes that within a homogeneous region, extreme events are drawn from a common regional distribution, up to a local index representing local specificities and frequently taken as the mean event.

The grouping of sites into homogeneous regions defines the way to exploit regional information and can have a significant impact on final results. Numerous hydrological papers tried to address the formation of homogeneous regions, for example from the study of variables physically related to the phenomenon of interest. For example, (Gabriele & Chiaravalloti, 2013) recommended the use of meteorological information to form homogeneous regions in order to perform RFA of rainfall.

However, a bibliographical review indicates first that no specific method to marine hazards was developed to delineate homogeneous regions. Second, the grouping of sites is mainly done through statistical arguments and thereby excluding physical considerations. For example, (Bernardara *et a*l, 2011) estimated extreme storm surges for 18 sites located on the French coasts. The whole area was taken as homogeneous, according to a statistical test of regional homogeneity.

(Van Gelder & Neykov, 1998) performed a RFA of extreme sea levels in an area of 13 sites along the Netherlands coasts, and showed this region was statistically heterogeneous. The authors explained it by different physical processes affecting the sites (areas protected by islands, open seas and estuarine areas). The actual link between physics and statistical homogeneity is not studied and we can reasonably suppose that statistical heterogeneity may be the consequence of a physical heterogeneity.

In order to perform RFA of extreme skew storm surges, we propose a physically-based method to identify and form homogeneous regions, related to the storms yielding extremes. The typical storm footprints are identified through a clustering algorithm derived from a criterion of storm propagation. Sites are then grouped into the different regions representing storm footprints. These regions can be considered as physically homogeneous: indeed, sites from a given region are likely to be impacted by the same storms, and any storm impacting a region is likely to remain enclosed in this region. Although this method is physically-based, it is simple to implement since as it does not involve any other information than the time of occurrence of extremes.

The detail of the methodology is described in section 2. We present in section 3 an application of this method on a database of extreme skew storm surges collected at 67 sites located along the Spanish, French and UK coasts.

2. METHODOLOGY

The objective is to form physically homogeneous regions for RFA of extreme skew storm surges. The proposed method is based on the detection of typical storms footprints.

2.1. Storm extraction

A storm is here defined as a physical event generating extreme skew storm surges in at least one site in the study area. For a given site, we characterize an observation as extreme if it exceeds q_p, the p-quantile of the initial at-site skew surge series. A site is thus impacted by a storm if q_p is exceeded. Note that, following this definition, a storm is a purely statistical object, providing information on the spatial extent of the extremes generated. It indicates for each site if an extreme is observed given that at least one site is impacted by this storm.

As storms propagate in space and time, their detection is based on a spatio-temporal declustering procedure. The principle is that extremes neighbors in space and time are supposed to be part of the same storm. More precisely, two extremes are spatio-temporal neighbors if *i*) they occurred within Δ hours and *ii*) they are among the γ-nearest neighbors of each other. This spatio-temporal neighborhood relationship needs to be carefully defined, for example according to the spatio-temporal resolution of observations, the possible missing values and the physical propagation of the considered phenomenon. Thus, three parameters are required to detect a storm: p, setting its impact on a given site, and (Δ, γ) which are related to its spatio-temporal propagation. (p, Δ, γ) should be chosen in order to guarantee a proper detection of these physical events.

We consider here the hypothesis, often accepted in the literature, that the declustering procedure is leading to a sample of independent storms. Moreover, at a given site, one or more extremes can occur during a same storm, according to its duration. When several extremes appear, only the maximum value is retained to get independent extremes at site scale.

2.2. Formation of physically homogeneous regions

We attempt in this section to partition the set of sites so that each resulting group represents a typical storm footprint. If N sites compose the study area where T storms are observed, let Z_t^i be the Bernoulli variable, where $Z_t^i = 1$ if site i is impacted by the storm $t = 1,\ldots,T$. A criterion of storm propagation $p_{i,j}$ is defined as the probability that both sites i and j are impacted by a storm given that one of them is:

$$p_{i,j} = \mathrm{P}\left(Z_t^i = 1,\, Z_t^j = 1 \mid Z_t^i + Z_t^j \geq 1\right) \tag{1}$$

For each pair of sites (i, j), these probabilities are estimated from the observed storms. Then, a dissimilarity index $d_{i,j} = 1 - p_{i,j}$ is defined and computed for each pair of sites. In particular, $d_{i,j} = 0$ ($d_{i,j} = 1$) indicates that any storm impacting i or j necessarily hits (avoids) the other.

The next step is to group all sites into R disjoint regions, according to their similarity in terms of the criterion of storm propagation (1). By definition, the resulting partition can be considered to represent storms footprints. We use Ward's hierarchical clustering algorithm (Ward, 1963); this agglomerative hierarchical method initially assigns each site to its own region, and the closest pair of regions is merged until there is only one region. A dendogram can be used to represent the hierarchy of regions.

Thus, for fixed R, the study area is divided into R regions. Several configurations of storms footprints can be obtained when R varies. In order to determine the optimal value for R, the evolution of the standardized dendrogram heights in function of the number of clusters is examined. This is based on the fact that a break indicates that two dissimilar clusters have been merged (Martinez & Martinez, 2004). The most relevant storms footprints can be identified with this procedure. Statistically speaking, it means that a storm impacting a given region is likely to remain enclosed in this region, and sites in this region are likely to be impacted by the same storms.

2.3. Regional statistical homogeneity

RFA of extreme storm surges requires statistically homogeneous regions. The physically homogeneous regions obtained from section 2.2 should then be checked to be also statistically homogeneous.

The storms previously extracted in section 2.1 represent physical events generating extremes and are used to form physically homogeneous regions. However, for statistical aspects, a sub-selection of these storms is proceeded in order to focus on the most intense events. In particular, we redefine storms in such a way that there is $\lambda = 1$ storm a year on average at each site. So, this procedure leads to the observation of n_i extreme skew storm surges at site i, sampled from the random variable X^i.

Discordant sites can be identified through the discordancy criterion D of (Hosking & Wallis, 1997). It measures if a given site is significantly different from the other sites in the region, in terms of L-moments. A site can be declared discordant if $D > 3$. Besides, the statistical homogeneity of a region can be assessed with the Hosking and Wallis test (Hosking & Wallis, 1997). Their heterogeneity measure H informs if the observed dispersion between sites is comparable to what would be expected in a statistically homogeneous region. In particular, the region can be considered as statistically homogeneous if $H < 2$, and heterogeneous otherwise.

For each storm footprint, the following procedure is applied:

- *i)* Computation of the heterogeneity measure H. If $H < 2$ then go to *iv*), else go to *ii*).
- *ii)* Computation of the discordancy measures D. If no site is discordant then go to *iii*), else remove the sites with D > 3 and compute a new heterogeneity measure H'. If $H' < 2$ then go to *iv*), else go to *iii*).
- *iii)* Subdivision of the region into $R = 2$ new storms footprints (section 2.2). For each sub-region, go to *i*).
- *iv)* The region, both physically and statistically homogeneous, is used for RFA.

RFA can be then performed with these regions, both physically and statistically homogeneous.

2.4. Estimation of the regional distribution (method of Hosking & Wallis)

For a homogenous region of N sites, let $\hat{\mu}_i = \overline{X}^i$ be the mean value of the site i = 1,…,N. By regional homogeneity, the normalized variable $X^R = X^i/\hat{\mu}_i$ is supposed to be independent of i, with cdf F_R. As the observations sampled from X^i are exceedances over a high threshold, the regional distribution F_R is taken as the Generalized Pareto Distribution (GPD) (Pickands, 1975). Let ξ_R, α_R and k_R be the location, the scale and the shape parameter of the GPD, respectively. The p-quantile of F_R is:

$$x_p^R = \begin{cases} \xi_R + \frac{\alpha_R}{k_R}\left(1-(1-p)^{k_R}\right), & k_R \neq 0 \\ \xi_R - \alpha_R \log(1-p), & k_R = 0 \end{cases} \tag{2}$$

The parameters of F_R can be estimated with the L-moments method (Hosking & Wallis, 1997). Let $\hat{\lambda}_r^i$ be the estimator of the r-order L-moment for the site i and $\hat{\tau}_3^i = \hat{\lambda}_3^i/\hat{\lambda}_2^i$ its estimation of the L-skewness. The equivalent regional quantities are $\hat{\lambda}_r^R = \sum_{i=1}^N n_i\left(\hat{\lambda}_r^i/\hat{\mu}_i\right)/\sum_{i=1}^N n_i$ and $\hat{\tau}_3^R = \sum_{i=1}^N n_i\hat{\tau}_3^i/\sum_{i=1}^N n_i$. The p-quantile of the site i is then estimated by $\hat{x}_p^i = \hat{\mu}_i\hat{x}_p^R$, with:

$$\hat{k}_R = \left(1-3\hat{\tau}_3^R\right)/\left(1+\hat{\tau}_3^R\right),\ \hat{\alpha}_R = \left(1+\hat{k}_R\right)\left(2+\hat{k}_R\right)\hat{\lambda}_2^R,\ \hat{\xi}_R = \hat{\lambda}_1^R - \hat{\alpha}_R/\left(1+\hat{k}_R\right) \tag{3}$$

In particular, the regional T-year return level is estimated by $\hat{x}^R_{1-\frac{1}{\lambda T}}$; for site i, the local T-year return level is estimated by $\hat{x}^i_{1-\frac{1}{\lambda T}}$.

3. APPLICATION

3.1. Skew storm surge data

The raw data used in this study are temporal series of hourly sea level observations collected at 67 ports along the Spanish, French and U.K. coasts (Figure 1a). French data are supplied by SHOM (Service Hydrographique et Océanographique de la Marine, France) and available on the REFMAR (Réseaux de référence des observations marégraphiques) website, while Spanish and UK data are respectively supplied by IEO (Instituto Español de Oceanografía, Spain) and BODC (British Oceanographic Data Centre, UK). The series range from 1846 (Brest, France) to 2011, show a mean effective duration of 31 years and display missing values.

Local mean sea levels may be affected by eustatism (i.e. the long-term alteration of mean sea levels caused by either geological or climate changes), while tidal predictions are given for the present time. In order to calculate the actual surges of past periods, the sea level must be corrected from a possible eustatism. If annual sea levels, calculated following the PSMSL (Permanent Service for Mean Sea Level) recommendations, show significant linear trends, then raw sea level data are corrected to ensure the stationarity of annual sea levels.

In regions with strong tidal influence, coastal flooding hazard is more marked around the times of high tide. Therefore, we restricted our attention to skew surge series, in order to describe the surge contribution at the maximum tidal level. The skew surge is defined as the (algebraic) difference between the maximum observed sea level around the time of theoretical (predicted) high tide and the predicted high tide level. Thus, the resulting skew surge series have a temporal resolution of approximately 12.4 hours. For a more detailed introduction on skew surges, see (Bernardara et al, 2011; Simon, 2007; Weiss et al, 2012).

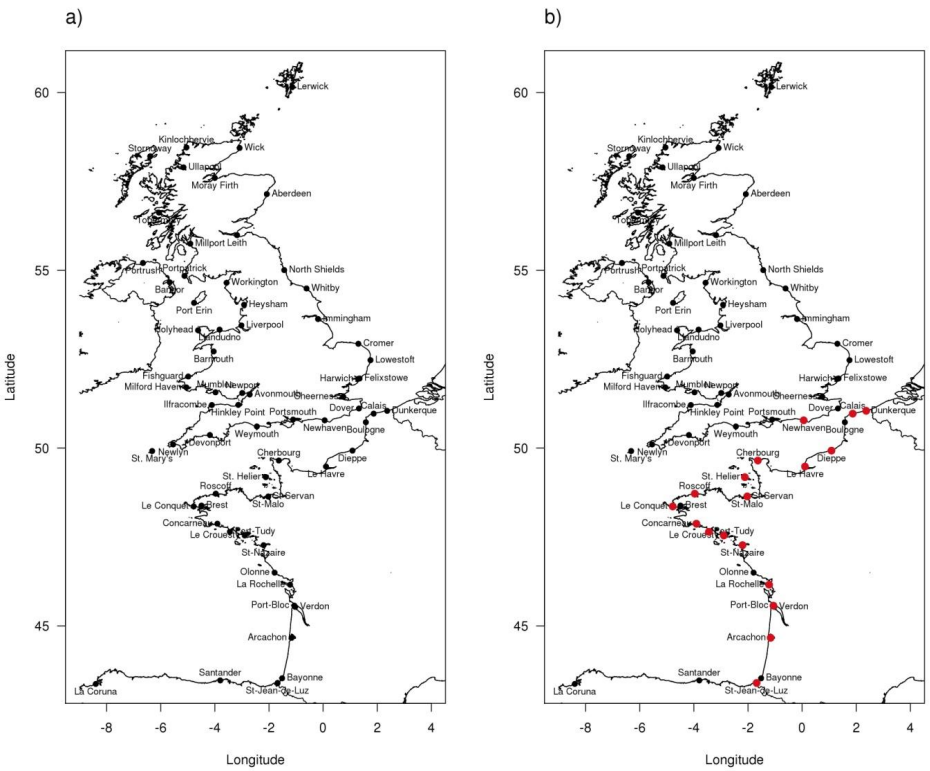

Figure 1. a) Location of the 67 sites. b) Xynthia storm of February 2010 (red dots indicate impacted sites).

3.2. Formation of homogeneous regions

The parameters (p, Δ, γ) required to detect a storm (section 2.1) are set in order to faithfully reproduce the dynamics of the most intense storms present in the database, while taking into account the spatio-temporal resolution of observations and the possible missing values. A sensitivity analysis was performed by considering especially the North Sea Flood of 1953, the Great Storm of 1987, Martin (1999) and Xynthia (2010). The configuration (p = 0.995, Δ = 24 hours, γ = 14) was retained, leading to the extraction of 1706 storms. The Xynthia storm of February 2010 is shown in Figure 1b.

The criterion of storm propagation (1) is then estimated for each pair of sites, from the 1706 storms. The Ward's hierarchical classification, applied on these quantities, is represented by the dendrogram in Figure 2. The evolution of its standardized heights (not shown) reveals that a partition into 4 clusters could correspond to the most typical storm footprints. These 4 physically homogeneous regions are shown in Figure 3a: the Bay of Biscay and the English Channel (region 1), the North Sea (region 2), the North UK coasts (region 3), the West UK coasts (region 4).

The procedure of section 2.3 is applied to get both physically and statistically homogeneous regions. Note that the extraction of local samples of extremes such that there is, on average, λ = 1 storm a year at each site lead to retain 800 storms among the 1706. All but region 4 are statistically homogeneous. Region 4 (H = 4.34) is subdivided into two inner storm footprints (the Irish Sea and the Bristol Channel), which are globally statistically homogeneous. The 5 resulting homogeneous regions are shown in Figure 3b. The heterogeneity measure H is shown for each of the 5 regions in Table 1. Note that region 4 (the Irish Sea) is kept slightly heterogeneous (H = 2.35) because *i*) the procedure from section 2.3 does not improve the statistical homogeneity here and *ii*) to maintain a sufficient number of

sites in this region. Besides, it should be noted that the whole area is not statistically homogeneous (*H* = 3.36), underlining the interest of a subdivision into smaller regions. Finally, the proposed method allows the increase of the overall statistical homogeneity.

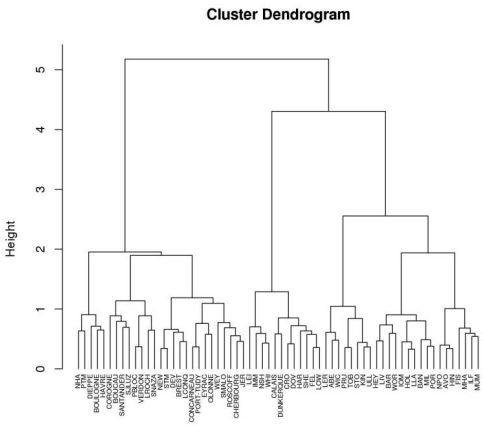

Figure 2. Hierarchical clustering from the criterion of storm propagation (dendrogram).

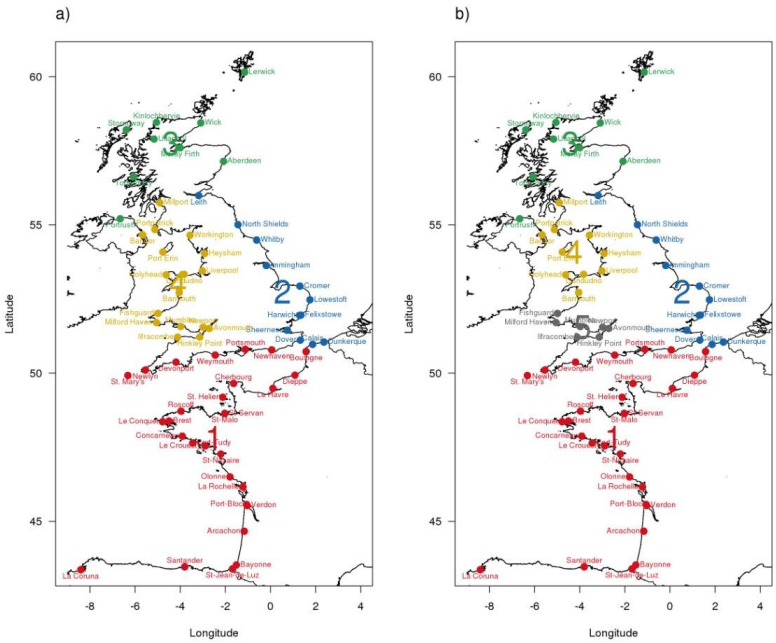

Figure 3. a) Physically homogeneous regions. b) Physically and statistically homogeneous regions.

Table 1. Heterogeneity measure H for the five final regions

Region	1	2	3	4	5
H	1.01	-0.47	-1.94	2.35	1.30

3.3. Estimation of extreme skew storm surges

The method of Hosking and Wallis (section 2.4) is used to estimate the parameters of the regional GPD. From Table 2, negative values of the shape parameter are obtained for regions 1 and 5, suggesting a higher intensity of extremes (unbounded GPD). The corresponding regional return level plots are represented in Figure 4, where the 95% confidence intervals are obtained by bootstrapping the observed storms.

Table 2. Parameters of the regional GPD

Region	ξ_R	α_R	k_R
1	0.845	0.153	-0.014
2	0.835	0.176	0.073
3	0.877	0.123	0.002
4	0.834	0.201	0.214
5	0.808	0.182	-0.048

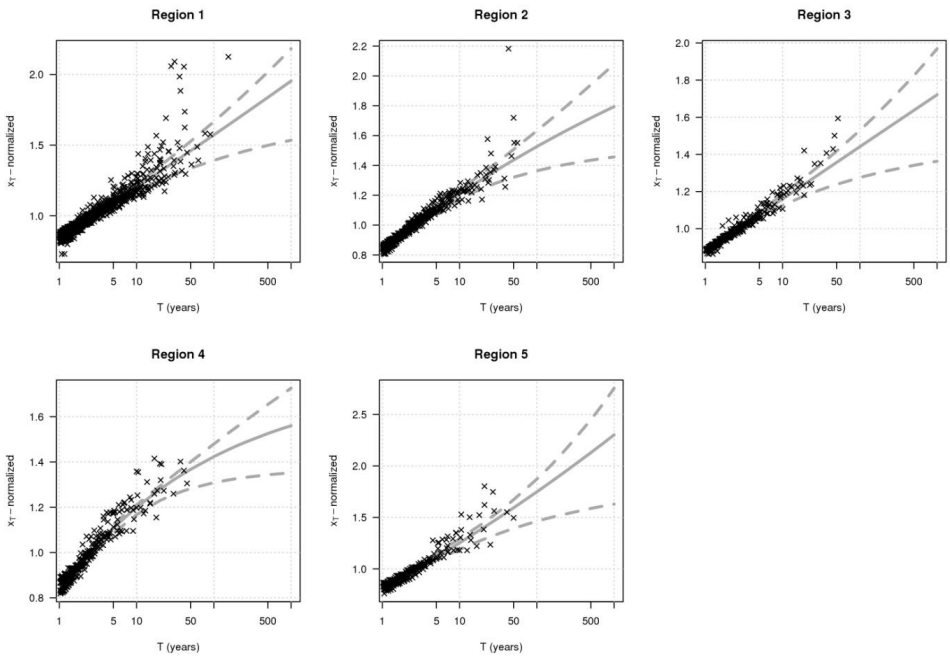

Figure 4. Regional return level plots with 95% bootstrap confidence intervals (crosses represent normalized observations from each site in the region)

4. CONCLUSION

With the aim to estimate extreme skew storm surges, a possible solution to reduce uncertainties inherent to traditional local statistical analyses is RFA, which uses the common regional information shared by similar sites.

RFA requires to group sites into homogeneous regions. However, in the context of extreme marine events, this crucial step still remains an open question. We here propose a method to identify and form physically homogeneous regions by finding typical storms footprints. The procedure, simple to implement, relies on a clustering algorithm based on a criterion of propagation of storms. Specifically, extreme skew storm surges from a given region are likely to be generated by the same storms, and any storm impacting a region is likely to remain enclosed in this region.

The proposed method is used to form homogeneous regions from a database of skew storm surges collected at 67 sites located along the Spanish, French and UK coasts. The whole area, statistically heterogeneous, needs to be refined. 5 regions, both physically and statistically homogeneous, are identified as typical storms footprints: the Bay of Biscay and the English Channel, the North Sea, the North UK coasts, the West UK coasts. It appears that this physically-based delineation of homogeneous regions leads towards an increase of the overall statistical homogeneity. A RFA is then performed on these regions to estimate extreme skew storm surges in the study area, and, at the same time, to highlight regional differences in their probabilistic behavior.

5. ACKNOWLEDGMENTS

The permission to publish the results of this ongoing research study was granted by the EDF (Electricité De France). The results in this paper should, of course, be considered as R&D exercises without any significance or embedded commitments upon the real behavior of the EDF power facilities or its regulatory control and licensing. The authors would like to acknowledge the SHOM (Service Hydrographique et Océanographique de la Marine, France), the REFMAR (Réseaux de référence des observations marégraphiques, France), the BODC (British Oceanographic Data Centre, UK) and the IEO (Instituto Español de Oceanografía, Spain) for providing the data used in this study.

6. REFERENCES

Bernardara P., Andreewsky M. and Benoit M. (2011), *Application of the Regional Frequency Analysis to the estimation of extreme storm surges*, J. Geophys. Res., 116, C02008, 1–11.

Darlymple, T. (1960), *Flood Frequency Analysis*, 1543–A, US Geological Survey, Water Supply Paper.

Gabriele, S. and Chiaravalloti, F. (2013), *Using the Meteorological Information for the Regional Rainfall Frequency Analysis: An Application to Sicily*, Water resources management, 27, 6, 1721–1735. Hosking J. R. M. and Wallis J. R. (1997), *Regional Frequency Analysis. An approach based on L-moments*, Cambridge, Cambridge University Press.

Martinez W. L. and Martinez A. R. (2004), *Exploratory Data Analysis with MATLAB*, Chapman and Hall/CRC.

Pickands, J. (1975), *Statistical Inference Using Extreme Order Statistics*, The Annals of Statistics, 3, 1, 119–131.

Simon, B. (2007), *La marée océanique côtière*, Editions de l'Institut Océanographique.

Van Gelder P. H. A. J. M. and Neykov N. M. (1998), *Regional Frequency Analysis of Extreme Water Level along the Dutch Coast using L-moments: a preliminary study. Preprints of the International Scientific Conference on Stochastic models of hydrological processes and their application to problems of environmental preservation*, Moscow, Russia.

Ward, J. (1963), *Hierarchical grouping to optimize an objective function*. J. Amer. Stat. Assoc., 58, 236–244.

Weiss J., Bernardara P., Andreewsky M. and Benoit M. (2012), *Seasonal autoregressive modeling of a skew storm surge series*, Ocean Modelling, 47, 41–54.

4.2.2.2 Compléments sur l'homogénéité statistique

Pour chacune des 5 régions homogènes identifiées (représentées en figure 3b du proceeding), la table 4.2 contient les statistiques H, H_2 et H_3 des tests d'homogénéité d'Hosking et Wallis. Excepté la région 4, qui présente une valeur H supérieure à 2 (modérant ainsi les estimations finales dans cette zone), ces régions sont considérées comme statistiquement homogènes, au sens de H, H_2 et H_3.

Table 4.2: Statistiques des tests d'homogénéité d'Hosking et Wallis pour les 5 régions (surcotes de pleine mer).

Région	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
H	1.01	-0.47	-1.94	2.35	1.30
H_2	0.18	1.47	-0.22	-0.14	0.25
H_3	0.20	1.36	-0.71	-0.42	-0.50

La figure 4.2 reprend les mêmes informations que la figure 4.1 pour les états de mer. Ainsi, dans la région 1 (Golfe de Gascogne et Manche) et 2 (Mer du Nord), il peut être noté que les fortes moyenne, dispersion ou asymétrie observées sont généralement accompagnées d'un écart-type élevé. La région 3 (Royaume-Uni Nord) est caractérisée par une moyenne et une dispersion assez faibles ; les moyennes, dispersions et asymétries observées en région 5 (Canal de Bristol) sont parmi les plus élevées. En région 4 (Mer d'Irlande), la dispersion semble varier selon un axe ouest-est, ce qui peut expliquer les traces d'hétérogénéité observées ($H = 2.35$) ; cependant, l'asymétrie (faible) y est relativement stable, justifiant ainsi l'homogénéité mesurée en termes de H_2 et H_3.

4.2.3 Résumé des régions homogènes obtenues

Les figures 4.3 et 4.4 reprennent les régions homogènes obtenues pour les vagues et les surcotes. Leur comparaison permet de mettre en évidence certaines similarités, mais aussi quelques différences. Ainsi, la Mer du Nord et le Royaume-Uni Nord sont des régions à peu près communes aux vagues et aux surcotes. Par ailleurs, la Manche apparaît davantage comme un couloir préférentiel de propagation pour les vagues, alors qu'elle est regroupée avec le Golfe de Gascogne dans le cas des surcotes ; ceci semble signifier que, dans la zone Golfe de Gascogne-Manche, la propagation des surcotes extrêmes est plus diffuse que celles des vagues extrêmes. Il faut cependant garder à l'esprit lors de la comparaison de ces figures que *i*) le nombre de sites de la zone entière peut influer sur les résultats de la classification ascendante hiérarchique, et *ii*) selon la variable étudiée, les régions ne sont pas du même type : elles correspondent à des zones océaniques dans le cas des vagues et à des portions du littoral dans le cas des surcotes.

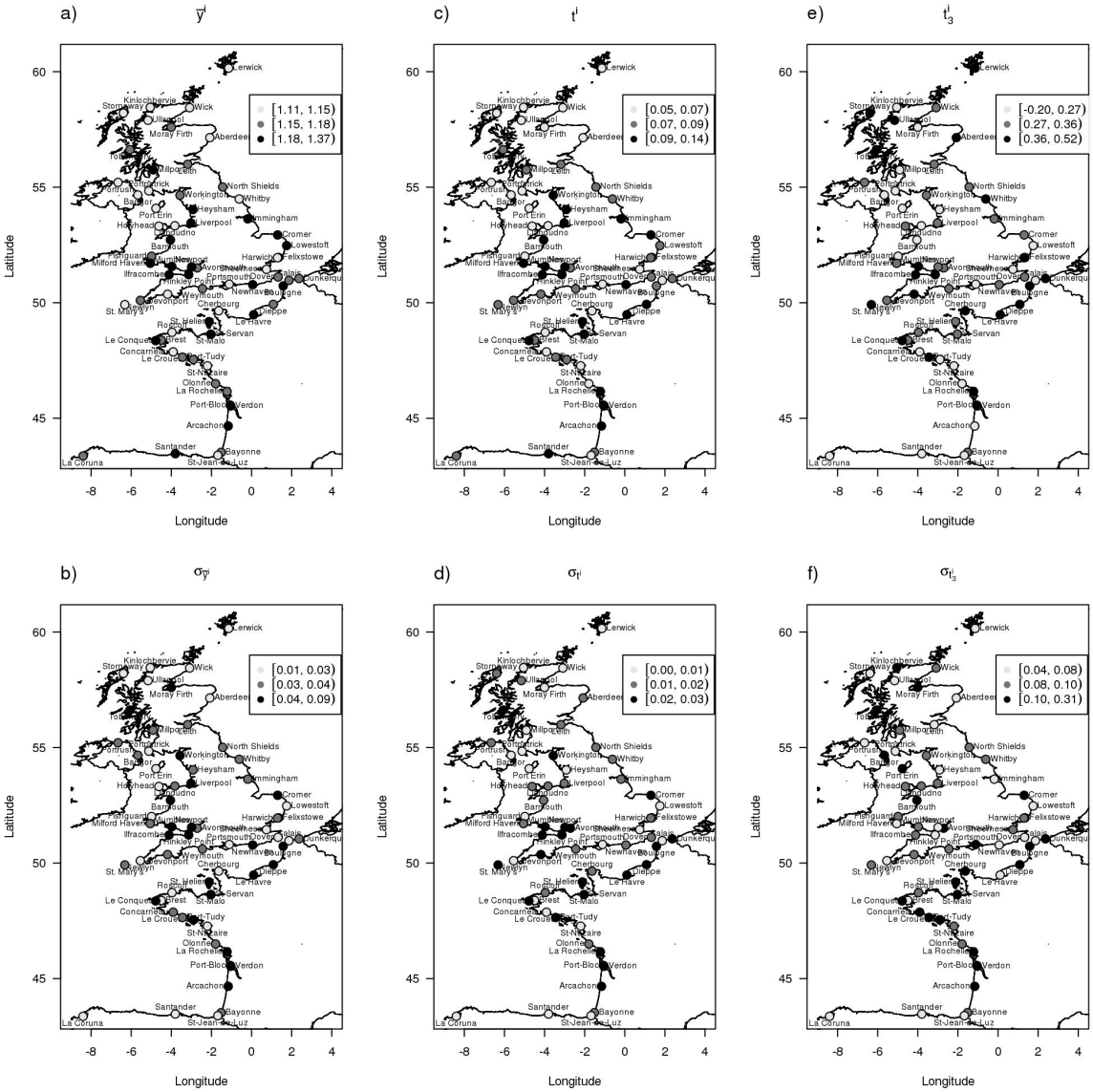

Figure 4.2: Échantillons y^i des surcotes de pleine mer extrêmes observées, normalisées par le seuil : a) moyenne $\overline{y}^i$, b) écart-type de $\overline{y}^i$, c) L-CV t^i, d) écart-type de t^i, e) L-skewness t_3^i, d) écart-type de t_3^i.

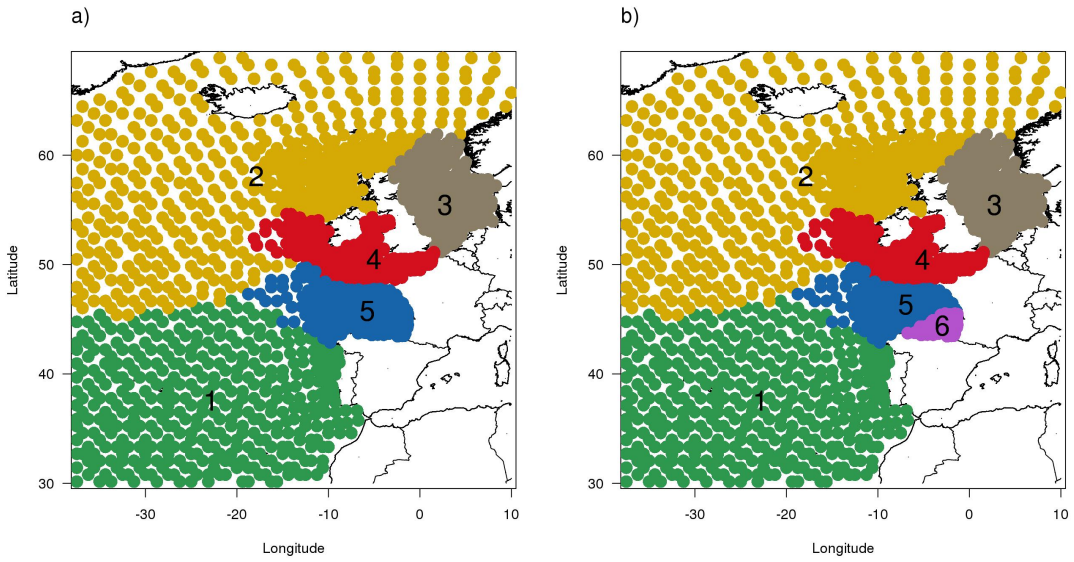

Figure 4.3: Régions homogènes (H_s) : a) empreintes typiques des tempêtes de H_s, b) régions physiquement et statistiquement homogènes.

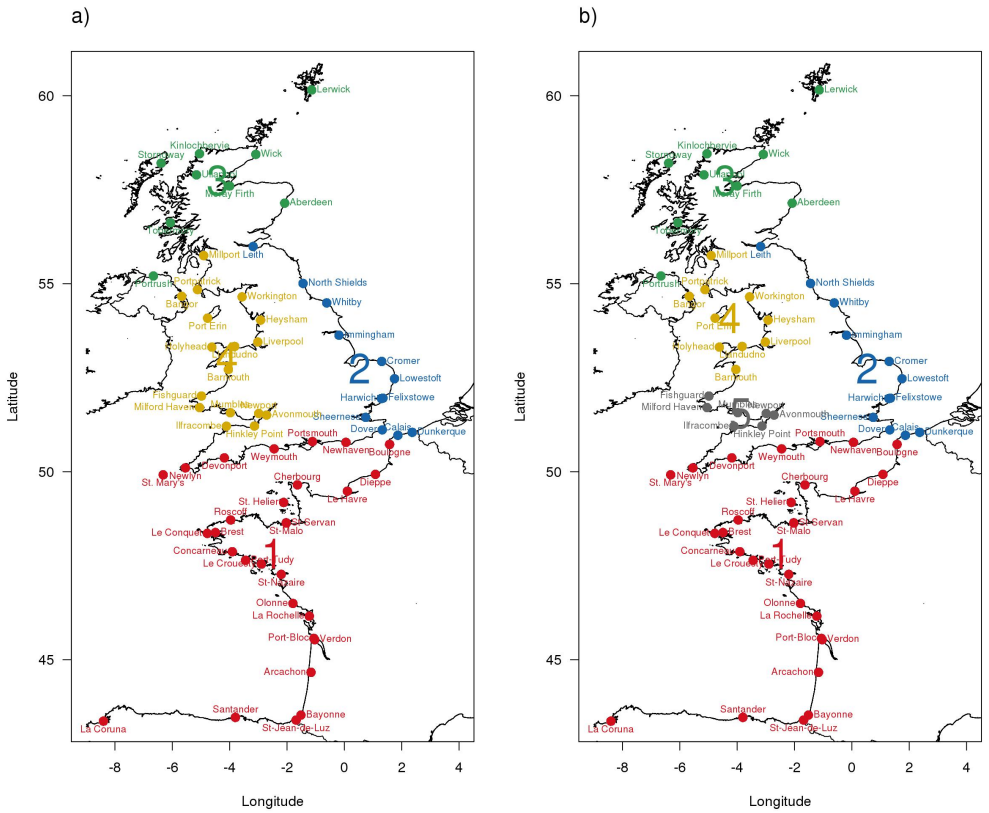

Figure 4.4: Régions homogènes (surcotes de pleine mer) : a) empreintes typiques des tempêtes de surcotes, b) régions physiquement et statistiquement homogènes.

Chapitre 5

Modélisation de la dépendance régionale

Ce chapitre propose un modèle dédié à l'analyse régionale pour décrire la dépendance entre les sites. Les points essentiels sont les suivants :

- *Les régions homogènes formées présentent, par nature, une forte dépendance entre sites. Or, le modèle de l'indice maritime requiert l'indépendance entre les sites. Ce chapitre propose ainsi une stratégie de modélisation de la dépendance entre les sites, à l'échelle régionale et spécifique à la méthode du pooling.*
- *Les tempêtes définies dans le chapitre 3 sont l'élément de base de la modélisation. En effet, elles permettent de i) filtrer l'information redondante quand plusieurs sites sont impactés, ce qui permet de se ramener à l'hypothèse d'indépendance entre les sites (declustering), et ii) caractériser et modéliser la dépendance à l'échelle régionale.*
- *Le modèle proposé exprime la tendance qu'ont les sites à avoir un comportement similaire durant une tempête impactant la région. En particulier, la dépendance régionale y est décrite simultanément par la propagation et l'intensité régionale d'une tempête.*
- *Parmi les applications possibles de ce modèle se trouvent i) l'estimation de la durée effective régionale et ii) le lien entre périodes de retour régionale et locale d'une tempête.*
- *La philosophie sous-jacente à la méthode du pooling est qu'il n'existe pas de trajectoires préférentielles des tempêtes à l'intérieur d'une région ; chaque tempête observée aurait pu se produire n'importe où ailleurs dans celle-ci, de façon cohérente avec la formation de régions homogènes basée sur l'identification des empreintes typiques des tempêtes.*

Le modèle basique de l'indice maritime suppose que les extrêmes observés en différents sites d'une région homogène sont indépendants. Or, les régions homogènes obtenues dans le chapitre 4 correspondent aux empreintes typiques des tempêtes, et l'on peut donc s'attendre à une forte dépendance entre les sites.

D'après le chapitre 1, le *pooling* est la méthode retenue pour estimer la loi régionale. Cette procédure nécessite de connaître la durée effective de l'échantillon régional, c'est-à-dire la durée d'observation obtenue après regroupement des observations provenant de plusieurs sites. Cette durée effective, étroitement liée à la dépendance entre les sites, permet par exemple de calculer des périodes de retour empiriques, ou encore de quantifier le gain de l'analyse régionale par rapport à une analyse locale.

Comme dans le chapitre 4, les tempêtes observées demeurent la base de travail. En effet, en contenant l'information sur l'extension spatiale des événements extrêmes, elles aident à caractériser cette dépendance et à estimer la durée effective régionale. De plus, le modèle de dépendance régionale proposé dans ce chapitre permet de distinguer et de relier la période de retour locale et régionale d'une tempête.

5.1 Formalisation du modèle de dépendance régionale et application aux vagues

La méthode proposée pour modéliser la dépendance régionale, avec application aux hauteurs de vagues, est décrite dans l'article intitulé *Modelling intersite dependence for regional frequency analysis of extreme marine events*, publié en juin 2014 dans la revue *Water Resources Research*.

Dans cet article, la loi régionale ne prend en compte ni les effets saisonniers, ni les effets directionnels des tempêtes qui seront identifiés dans le chapitre 6. Cela n'impacte en rien le modèle de dépendance régionale, qui demeure indépendant de ces considérations. Cependant, les niveaux de retour estimés dans cet article sont différents des valeurs finalement obtenues dans le chapitre 6.

AGU PUBLICATIONS

Water Resources Research

RESEARCH ARTICLE

10.1002/2014WR015391

Key Points:
- Intersite dependence for regional frequency analysis (pooling method)
- Model describing both the storm propagation in the region and the storm intensity
- Assessment of the regional effective duration and the return periods of storms

Correspondence to:
J. Weiss,
jerome.weiss@edf.fr

Citation:
Weiss, J., P. Bernardara, and M. Benoit (2014), Modeling intersite dependence for regional frequency analysis of extreme marine events, *Water Resour. Res.*, *50*, doi:10.1002/2014WR015391.

Received 31 JAN 2014
Accepted 27 JUN 2014
Accepted article online 30 JUN 2014

Modeling intersite dependence for regional frequency analysis of extreme marine events

Jérôme Weiss[1,2], Pietro Bernardara[1,3], and Michel Benoit[1,2]

[1]Université Paris-Est, Saint-Venant Hydraulics Laboratory (ENPC, EDF R&D, CEREMA), Chatou, France, [2]EDF R&D Laboratoire National d'Hydraulique et Environnement (LNHE), Chatou, France, [3]EDF Energy R&D UK Centre, London, UK

Abstract The duration of observation at a site of interest is generally too low to reliably estimate marine extremes. Regional frequency analysis (RFA), by exploiting the similarity between sites, can help to reduce uncertainties inherent to local analyses. Extreme observations in a homogeneous region are especially assumed to follow a common regional distribution, up to a local index. The regional pooling method, by gathering observations from different sites into a regional sample, can be employed to estimate the regional distribution. However, such a procedure may be highly affected by intersite dependence in the regional sample. This paper derives a theoretical model of intersite dependence, dedicated to the regional pooling method in a "*peaks over threshold*" framework. This model expresses the tendency of sites to display a similar behavior during a storm generating extreme observations, by describing both the storm propagation in the region and the storm intensity. The proposed model allows the assessment of (i) the regional effective duration of the regional sample and (ii) different regional hazards, e.g., return periods of storms. An application to the estimation of extreme significant wave heights from the numerical sea-state database ANEMOC-2 is provided, where different patterns of regional dependence are highlighted.

1. Introduction

The design of offshore structures, or coastal protections preventing shoreline areas from marine flooding, particularly requires an accurate estimation of the probability of occurrence of extreme marine events (e.g., extreme storm surges or wave heights). High return levels can be inferred through a local statistical analysis of extremes, from a time series observed at a given site. However, a potential issue is the local duration of observation, which is often too low to accurately estimate return levels of interest. For example, wave records from buoys are usually shorter than 20–30 years.

Regional frequency analysis (RFA) can help to reduce these uncertainties, by exploiting the information shared by similar sites in a region. When based on the index-flood method [*Dalrymple*, 1960], RFA assumes that extreme observations in a homogeneous region follow a common regional probability distribution, up to a local index representing the local specificities of each site.

A possible approach to estimate the parameters of the regional distribution is the regional pooling method [*Bernardara et al.*, 2011]. The principle is to pool the data normalized by the local index in a single regional sample, the latter being used to fit the regional distribution. This method is also referred to as the station-year method [*Buishand*, 1991] and illustrates the principle of "*trading space for time*." However, it assumes intersite independence [*Cunnane*, 1988; *Madsen and Rosbjerg*, 1997; *Stewart et al.*, 1999], which cannot be deemed realistic: indeed, for example, a storm is likely to generate dependent extremes at different sites. Thus, *Dales and Reed* [1989] and *Stewart et al.* [1999] questioned the relevance of regional pooling when intersite dependence is ignored, and showed its approximate nature. Intersite dependence in regional pooling is actually closely related to the concept of regional effective duration [*Bernardara et al.*, 2011].

The regional effective duration, denoted by D_{eff}, can be defined as the effective duration of observation of the regional sample filtered of any intersite dependence. For example, if the times series recorded at different sites from a given region are considered independent, pooling data from 10 sites, each having 30 years of observation, is equivalent to sample 300 years of "effective duration." This is not the case in the presence of intersite dependence. At the same time, the highest independent normalized observation in the region is viewed as the largest in D_{eff} years of record. It can be used to both reflect the relevance of RFA to a local

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

analysis and to estimate empirical regional return periods. However, *Kergadallan* [2013] pointed out that one limitation of RFA is the difficulty to evaluate D_{eff}. As an illustration, most of regional pooling studies are based on a simplifying hypothesis. For example, *Hjalimarsom and Thomas* [1992], *Bernardara et al.* [2011], and *Bardet et al.* [2011] assumed D_{eff} as the sum of all the local durations, hence assuming intersite independency. *Dalrymple* [1958] expressed that records cannot be expanded to yield an effective duration equal to the sum of local durations. In his work, it is conversely assumed that D_{eff} can be formulated as the typical local duration, implicitly considering perfect intersite dependence. The actual value is likely to lie between these two extreme cases. A realistic estimation of D_{eff} requires a proper characterization of intersite dependence.

A consequence of intersite dependence is a loss of information [*Reed*, 1994]. For example, when a storm impacts several sites, there is redundancy of information because observed extremes stem from the same meteorological event. Several studies assessed the effects of intersite dependence in the framework of RFA. For example, the effective size of samples is reduced [*Bayazit and Önöz*, 2004; *Buishand*, 1991; *Kjeldsen and Rosbjerg*, 2002; *Madsen and Rosbjerg*, 1997; *Rosbjerg and Madsen*, 1996]. *Castellarin et al.* [2008] also observed a decrease of the power of the homogeneity test proposed by *Hosking and Wallis* [1993]. *Stedinger* [1983], *Hosking and Wallis* [1988], and *Rosbjerg and Madsen* [1996] showed that ignoring intersite dependence in RFA leads to an underestimation of the variance of return level estimates. When at-site distributions are the main interest, R. L. Smith (Regional estimation from spatially dependent data, unpublished data, 1990) suggests to initially ignore intersite dependence and then correcting a posteriori the regional variance.

A simple way to take into account intersite dependence is to remove it. Some authors proposed its filtering through a spatial declustering procedure, where events impacting several sites are counted only once. To estimate extreme surges with RFA, *Bernardara et al.* [2011] and *Bardet et al.* [2011] formed the regional sample with the highest observations among extremes occurring within 72 h in the study area. However, the major disadvantage of such an approach is a significant loss of information on the spatial dynamics of extremes generated by a single storm. Moreover, this approach does not introduce any technique to estimate D_{eff}.

Intersite dependence can also be modeled. *Cooley et al.* [2012] and *Bernard et al.* [2013] deplored the lack of an explicit modeling of intersite dependence for RFA. Nevertheless, *Renard and Lang* [2007] and *Renard* [2011] represented the dependence of extreme rainfalls at different sites with elliptical copulas. Extremes at two different sites were also regionally modeled by *Buishand* [1984], through bivariate extreme value theory. An alternative approach, dedicated to annual maxima, was proposed by *Dales and Reed* [1989]; it links distributions of the regional maximum and the typical regional data through an effective number of independent sites.

Most of the papers cited above analyzed series of annual maxima. Yet, an alternative way is to consider exceedances over a high threshold with the "*peaks over threshold*" (POT) method [*Davison and Smith*, 1990]. Its superiority over methods based on annual maxima, for both local and regional estimation of extremes, was demonstrated by *Madsen et al.* [1997a, 1997b] and *Arns et al.* [2013]. Besides, the POT framework is more physically appealing to handle intersite dependence. For annual maxima, this latter is characterized on a yearly basis, and may thus be difficult to interpret: for example, series of annual maxima observed at two distinct sites can be highly statistically correlated, without necessarily being caused by the same meteorological phenomena. Conversely, the POT framework allows reasoning at the scale of the physical event, provided that the concurrence of observations at different sites can be carefully defined [*Mikkelsen et al.*, 1996; *Stewart et al.*, 1999]. In particular, storms generating extreme observations offer an intuitive framework to deal with intersite dependence in a POT approach. *Weiss et al.* [2014] characterized storms through the gathering of extremes neighbors in space and time, and described a procedure to detect them in the context of marine extremes. These storms allow to naturally define the concurrence of observations at the scale of the physical event.

Very few studies addressed the issue of intersite dependence for RFA in a POT framework. *Roth et al.* [2012] used the model of *Dales and Reed* [1989] by grouping POT data into seasonal blocks. It can be argued that defining the concurrence of observations through a wide temporal block (the season) may result in a loss of information on both the spatial coverage and the intensity of the physical events generating extremes.

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

Mikkelsen et al. [1996], *Rosbjerg and Madsen* [1996], *Madsen and Rosbjerg* [1998], and *Madsen et al*. [2002] proposed regional regression models, which are not based on the index-flood procedure used in this paper. Similar to geostatistics, their models explicitly account for intersite correlation, where the concurrence of observations is defined through the overlap of POT data in a short-time window. *Madsen and Rosbjerg* [1997] corrected the variance of the regional distribution parameters with an effective number of independent sites, based on a regional average correlation coefficient. However, in the latter references, although the concurrence of observations is defined in a physically appealing way, only the pairwise dependence is modeled. Moving toward a more global model of intersite dependence indicating, for example, the tendency of sites in a region to behave similarly during a storm, would help to characterize different regional hazards.

The estimation of extreme events by RFA allows to tackle the open question of the difference between regional and local return period. In particular, note that to estimate the return period of a storm affecting a given area, synoptic variables are usually defined first. *Della-Marta and Pinto* [2009] characterized a storm by the minimum central pressure and the maximum vorticity reached during its track; *Pinto et al*. [2012] used the wind speed maximum; a more general spatial index, reflecting both the magnitude and the spatial extent, was defined by *Della-Marta et al*. [2009], who then estimated the return period from these synoptic variables. By construction, such an estimate corresponds to a "regional" return period, namely the return period of a storm which can occur anywhere in the study area. However, for practical applications (e.g., protection design), a local return period must be estimated. For example, it is clear that a storm whose regional return period is 50 years will not generate everywhere in the area wave heights (or storm surges) corresponding to a 50 year return period. In particular, the link between the regional return period of a storm and the return period of a given observed variable generated by the storm at a particular location remains unknown. Note that *Della-Marta et al*. [2009] showed that regional return periods share up to about half of the variability of the local return periods. In this study, we will show how a proper treatment of intersite dependence can help to describe the relation between the regional and the local return period of a storm.

The objective of this paper is to develop a global model of intersite dependence for RFA, specifically dedicated to the regional pooling method and POT data, by reasoning at the storm scale. Distributions of the regional storm maximum and the typical regional storm data are linked through a function of *regional dependence*, describing both the propagation of storms and their regional intensity. The proposed model allows the derivation of different regional hazards and the regional effective duration.

The model of regional dependence is developed in section 2, including its implications on the regional pooling method (section 2.4). An application to the estimation of extreme significant wave heights from the numerical database ANEMOC-2 is shown in section 3.

2. Methodology

2.1. Extraction of Storms

To characterize the intersite dependence, it is first necessary to define the simultaneity of observations in space. If data are sampled every hour, the reference for simultaneity can be, for example, the hourly scale. However, as extreme oceano-meteorological conditions can last from several hours to several days, the temporal dimension should be added to describe the spatial dependence. In this paper, the scale of the physical events generating marine extremes (storms) is taken as the reference to define the simultaneity of observations in space.

A storm is thus directly characterized through the variable of interest (e.g., wave height or storm surge), being defined as a physical event generating marine extremes in at least one site in the study area. In the literature, the tracking of storms often relies on a nearest-neighbor search in space and time [e.g., *Leckebusch et al*., 2008; *Renggli et al*., 2011]. A spatiotemporal declustering procedure is thus employed to detect storms and to reflect their propagation in space and time. In particular, extremes neighbors in space and time are supposed to stem from the same storm. The storm extraction algorithm in the context of marine extremes is described in *Weiss et al*. [2014], trying to reproduce at best the physical dynamics of the storms, while taking into account the spatiotemporal resolution of observations. Moreover, a "double-threshold" approach is employed to separate physical considerations from statistical ones [*Bernardara et al*., 2014].

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

At a given site, the impact of a storm is characterized by observations exceeding the "physical threshold" q_p, defined as the p-quantile of the initial time series, with p close to 1. In order to get independent data at site scale, only the peak value W_s^i is retained to summarize the storm s at site i (which implies that all other extremes occurring during that storm are discarded).

Only the most intense storm events are now considered for statistical aspects. New thresholds, denoted u and higher than the quantiles q_p, are selected corresponding to the occurrence of λ storms per year on average at each site. In particular, if d_i years of data are available at site i, the $n_i = \lambda d_i$ highest W_s^i are retained to form the n_i-sample X_s^i. The "statistical threshold" u_i, exceeded on average λ times per year, is then defined as the smallest observation from X_s^i (minus an infinitesimal quantity). Storms are then statistically redefined: if site i was impacted by storm s, it is from now on impacted by s if and only if u_i is exceeded.

2.2. Regional Frequency Analysis

Extreme events are estimated in this paper from exceedances over a high threshold. According to *Pickands* [1975], the Generalized Pareto Distribution (GPD) represents the natural distribution for such exceedances. For ease of notation, the index s denoting the storm is omitted in this section. For site i, let u_i be the storm threshold which is exceeded on average λ times per year. The n_i-sample X^i, denoting the exceedances of u_i, is assumed to be drawn from a GPD: $X^i \sim \mathrm{GPD}(u_i, \alpha_i, k_i)$, where $\alpha_i > 0$ and k_i are, respectively, a scale and a shape parameter. In particular, the p-quantile of X^i is:

$$x_p^i = \begin{cases} u_i - \alpha_i / k_i (1-(1-p)^{-k_i}), & k_i \neq 0 \\ u_i - \alpha_i \log(1-p), & k_i = 0 \end{cases} \tag{1}$$

The right tail of the GPD is bounded when $k_i < 0$, and unbounded when $k_i \geq 0$. The T-year return level, i.e., the value exceeded on average once every T years, is given by $x^i_{1-1/\lambda T}$ [*Rosbjerg*, 1985].

A homogeneity hypothesis is required for RFA based on the index-flood method. Observations from sites coming from a homogeneous region are supposed to follow the same regional probability distribution, up to a local index representing the local specificities of a site. In this paper, homogeneous regions are formed following *Weiss et al.* [2014], where typical storm footprints are identified with a clustering algorithm based on a criterion of storm propagation. In particular, sites from a given region are likely to be impacted by the same storms, and any storm impacting a region is likely to remain enclosed in this region.

For a homogenous region of N sites, let μ_i be the local index of the site $i = 1,\ldots,N$. The normalized variable $Y = X^i / \mu_i$ is supposed to be independent of i, with cumulative distribution function (c.d.f.) F_r. *Roth et al.* [2012] showed that dealing with exceedances over a high threshold necessarily implies that the local index has to be a multiple of this threshold. Here, as in *Roth et al.* [2012] and *Weiss et al.* [2014], μ_i is therefore chosen as the threshold u_i. This implies that $Y \sim \mathrm{GPD}(1, \gamma, k)$, where: (i) the regional-scale parameter satisfies $\gamma = \alpha_i / u_i$ and (ii) the shape parameter $k_i = k$ is constant over the region. From these relationships, $X^i \sim \mathrm{GPD}(u_i, \gamma u_i, k)$. For site i, the T-year return level is obtained by multiplying the regional T-year return level by the local index: $x^i_{1-1/\lambda T} = u_i y_{1-1/\lambda T}$.

The two regional parameters (γ, k) can be estimated with the regional pooling method. However, as sites in a region are likely to be impacted by the same storms, a strong intersite dependence is expected. If ignored, this may affect the estimation process. Thus, this dependence is firstly modeled as outlined in section 2.3, before the regional pooling method is described in section 2.4.

2.3. Modeling of Regional Dependence

2.3.1. Notations

Let λ_r be the mean annual number of storms in the region and Z_s^i the Bernoulli variable which is 1 if storm s impacts site i and 0 otherwise. When storm s impacts site i, the observed normalized extreme with c.d.f. F_r is denoted by $Y_s^i = X_s^i / u_i$. Note that $Y_s^i \geq 1$. The storm s can be summarized in the region by the multivariate random variable $\eta_s = (\eta_s^1, \ldots, \eta_s^N)$, where $\eta_s^i = Y_s^i Z_s^i$. The storm regional maximum is then defined as $M_s = \max_{i=1,\ldots,N} \eta_s^i$. As at least one site is impacted by the storm s, $M_s \geq 1$.

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

2.3.2. Distribution of the Storm Regional Maximum

First, note that due to the statistical redefinition of storms at the end of section 2.1, Z_s^i takes the value 1 with probability λ / λ_r, independently of i. Moreover, by the regional homogeneity hypothesis from section 2.2, the distribution of η_s^i does not depend on i:

$$x \geq 1, \quad P(\eta_s^i > x) = P(Z_s^i = 1) P(\eta_s^i > x \mid Z_s^i = 1) = \frac{\lambda}{\lambda_r}(1 - F_r(x)) \tag{2}$$

For $x \geq 1$, the distribution of M_s can be obtained through the following decomposition:

$$P(M_s > x) = P(\max_{i=1,\ldots,N} \eta_s^i > x) = \sum_{i=1}^{N-1} P(\eta_s^i > x, \max_{j=i+1,\ldots,N} \eta_s^j \leq x) + P(\eta_s^N > x) \tag{3}$$

Now, as the distribution of η_s^i is independent of i:

$$P(M_s > x) = P(\eta_s^1 > x)[1 + \sum_{i=1}^{N-1} P(\max_{j=i+1,\ldots,N} \eta_s^j \leq x | \eta_s^i > x)] \tag{4}$$

From (2), this leads to:

$$P(M_s > x) = P(\eta_s^1 > x)\varphi(x) = (1 - F_r(x)) \frac{\lambda}{\lambda_r} \varphi(x) \tag{5}$$

where

$$\varphi(x) = 1 + \sum_{i=1}^{N-1} P(\max_{j=i+1,\ldots,N} \eta_s^j \leq x | \eta_s^i > x), \quad x \geq 1 \tag{6}$$

The distribution of M_s can be thus written in terms of the regional distribution F_r and φ.

2.3.3. Characterization of the Regional Dependence

The function φ reflects the regional dependence. Situations of independence and perfect dependence, illustrating extreme cases of dependence, can be reinterpreted through equation (6) with $x = 1$. In particular, the region is *regional-independent* (denoted as $r-\perp\!\!\!\perp$) if and only if $\varphi \equiv N$; in that case, a storm impacts only one site in the region, whatever its intensity. Conversely, the region is *perfectly regional-dependent* (denoted as $p-rd$) if and only if $\varphi \equiv 1$; a storm impacts every site in the region and, whatever its intensity, the generated (normalized) extremes vary the same way. Between these two extremal situations, φ takes values between 1 and N.

By construction, φ relates both the storm propagation in the region and the storm intensity. It expresses the tendency of sites to display a similar behavior during a storm. The regional dependence is stronger when φ is small, hence indicating that most of the sites are impacted by a storm, and are likely to react the same way in terms of normalized extremes.

φ is influenced by the number N of sites in the region. In order to compare φ between different regions, the effect of N can be removed through the following adimensional function:

$$\Phi(x) = \frac{N - \varphi(x)}{N - 1}, \quad x \geq 1 \tag{7}$$

where Φ, lying between 0 and 1, is near to 1 when regional dependence is strong.

2.3.4. Assessment of Regional Hazards

A regional hazard is an event occurring at the regional scale, whose probabilistic description is related to collective risk assessment. The following examples of regional hazards are expressed in terms of the function of regional dependence φ.

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

A first example is the mean number $\beta_s(x)$ of impacted sites with normalized intensity larger than $x \geq 1$ when the storm regional maximum is larger than x:

$$\beta_s(x) = E\left[\sum_{i=1}^{N} 1_{\eta_s^i > x \mid M_s > x}\right] \tag{8}$$

From equation (5):

$$\beta_s(x) = NP(\eta_s^1 > x \mid M_s > x) = N\frac{P(\eta_s^1 > x)}{P(M_s > x)} = \frac{N}{\varphi(x)} \tag{9}$$

In particular, the mean number of impacted sites during any storm is given by $\beta_s(1) = N/\varphi(1)$. Note that this is coherent with the definitions of *regional-independence* and *perfect regional-dependence*.

Another example is the evaluation of the regional return period of a particular storm, and how it is related to its local return period. Let s be a given storm, and denote by $x \geq 1$ its corresponding normalized intensity. The *regional return period* of s, T_r, is defined as the average time between storms impacting *at least one site* in the region with a normalized intensity greater than x, i.e.:

$$T_r = \frac{1}{\lambda_r P(M_s > x)} \tag{10}$$

The *local return period* of s, T, is defined as the average time between storms impacting *a given site* in the region with a normalized intensity greater than x:

$$T = \frac{1}{\lambda(1 - F_r(x))} \tag{11}$$

From (5), T_r and T are related through:

$$T_r = \frac{T}{\varphi(x)} \tag{12}$$

2.4. Regional Pooling Method

2.4.1. Construction of the Regional Sample

The regional pooling method is used to estimate the regional distribution F_r. However, due to the presence of intersite dependence, events impacting several sites must be counted only once. Storms presented in section 2.1 are a convenient way to filter intersite dependence, as each storm describes the regional footprint of a particular event generating extremes.

In particular, the distribution of the storm regional maximum M_s is now assumed to be the same as the regional distribution F_r. This assumption was implicitly made in *Bernardara et al.* [2011] and *Bardet et al.* [2011], where the regional distribution was estimated from the highest normalized surges that occurred within 72 h in the region. In other words, the distribution of the maximum of a regional cluster is identical to the distribution of a generic element of this cluster. The same assumption is often made in a POT time series framework, as explained by Anderson in the discussion of the paper by *Davison and Smith* [1990]: "*this apparent paradox is a consequence of length-biased sampling: a randomly chosen exceedance has a disproportionate chance of coming from a large cluster, and in large clusters there tend to be large excesses*." However, in practice, the validity of this assumption must be verified. For example, the two-sample Anderson-Darling test [*Scholz and Stephens*, 1987] can be performed at each site i to evaluate the null hypothesis that Y_s^i and M_s have the same distribution.

If n_r independent storms are observed in the region, the regional sample is thus formed by the n_r-sample of storm regional maxima M_s, and corresponds to D_{eff} years of regional effective duration.

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

The assumption that the storm regional maximum M_s is the same as the regional distribution F_r depends on the data at hand. When this hypothesis is not verified, the following alternative strategies nevertheless allow to perform a RFA:

1. Remove sites of which Anderson-Darling p-values are too low (for example, lower than 0.01) to accept this hypothesis. The application of the model of regional dependence and the estimation of F_r can then be performed on the remaining sites.
2. Form the regional sample with random (normalized) observations from each storm, instead of using the storm regional maxima M_s. F_r can still be estimated by pooling, directly from this new regional sample. However, the simplified model of dependence (section 2.4.3) is not valid anymore, as φ is not a constant function. It would be possible to update equation (14) by letting the regional effective duration depend on regional quantiles.
3. Use another method to perform the RFA, e.g., the regional L-moments method of *Hosking and Wallis* [1997]. The model of regional dependence developed in this paper, dedicated to the pooling method, does not apply anymore in this case.

2.4.2. Estimation of the Regional Distribution F_r

The two regional parameters (γ, k), see section 2.2, are estimated from the regional sample. Penalized maximum likelihood estimation (PMLE) [*Coles and Dixon*, 1999] is used in this study. The principle is to combine the efficiency of maximum likelihood estimators for large sample sizes and the reliability of the probability weighted moment estimators for small sample sizes. In particular, high estimates of the shape parameter k are penalized. PMLE is implemented in the function fitgpd of the POT package [*Ribatet*, 2007], in the statistical computing environment R (R Development Core Team, 2013). Uncertainties on estimates of (γ, k) are here assessed with a bootstrap procedure: 10,000 replications of the (γ, k) values are obtained with PMLE from resamples of the regional sample.

2.4.3. Simplification of the Model of Regional Dependence

The regional pooling method presented in this paper assumes that the distribution of the storm regional maximum M_s is the same as the regional distribution F_r. The model of regional dependence in section 2.3 can thus be simplified. Indeed, from (5), this assumption implies that φ becomes a constant function:

$$x \geq 1, \quad P(M_s > x) = 1 - F_r(x) \leftrightarrow \varphi(x) = \frac{\lambda_r}{\lambda} \tag{13}$$

As φ is constant, the way sites react during a storm does not depend on the intensity of the storm. Similarly, *Dales and Reed* [1989] applied their model to rainfall annual maxima and observed that the effective number of sites, summarizing the spatial dependence, did not seem to depend on a particular regional intensity.

2.4.4. The Regional Effective Duration D_{eff}

The pooling procedure yields D_{eff} years of regional effective duration. D_{eff} is closely related to the degree of regional dependence; in particular, D_{eff} is expected to be low when regional dependence is strong.

First, the two simplistic situations of regional dependence (section 2.3.3) are considered. Let $\bar{d} = \sum d_i/N$ be the mean local duration, where d_i is the local duration of observation at site i and N is the number of sites in the region. If the region is $r-\perp\!\!\!\perp$, a storm impacts only one site in the region. In that case, each observation from any site brings new information, and D_{eff} can be written as the sum of all the local durations: $D_{eff} = N\bar{d}$. Conversely, if the region is $p - rd$, a storm impacts every site in the region. Here the typical local duration of one site constitutes D_{eff}, as the information from other sites is purely redundant. This can be reflected by taking, for example, D_{eff} as the mean local duration: $D_{eff} = \bar{d}$. It is now assumed that, between these two extremal cases, D_{eff} can be more realistically expressed by:

$$D_{eff} = \varphi\bar{d} \tag{14}$$

where φ, lying between 1 and N, is the degree of regional dependence. Note that the situations of $p-rd$ and $r-\perp\!\!\!\perp$ are, respectively, obtained for $\varphi = 1$ and $\varphi = N$. From equation (13), stating that $\varphi = \lambda_r / \lambda$, its theoretical value is $D_{eff} = \lambda_r\bar{d}/\lambda$.

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

The mean annual number of storms in the region λ_r can be naturally estimated by $n_r/\bar{d}$, where n_r is the number of observed storms. An estimate of D_{eff} is then:

$$\hat{D}_{eff} = \frac{n_r}{\lambda} \tag{15}$$

Let $n_{r,t}$ be the number of observed storms during year $t = t_1,\ldots,t_\tau$ in the region, where t_1 and t_τ indicate the first and the last year of observation in the region, respectively. The overall number of observed storms n_r is obtained by summing the $n_{r,t}$ for $t = t_1,\ldots,t_\tau$. By assuming that the $n_{r,t}$ are independent and identically distributed with common mean λ_r and standard deviation σ_r, the central limit theorem followed by the Slutsky's lemma allow to derive new confidence intervals for D_{eff}:

$$\left[\hat{D}_{eff} - z_{1-\alpha/2}\frac{\hat{\sigma}_r\sqrt{\tau}}{\lambda}, \hat{D}_{eff} + z_{1-\alpha/2}\frac{\hat{\sigma}_r\sqrt{\tau}}{\lambda}\right] \tag{16}$$

where $z_{1-\alpha/2}$ is the quantile of order $1-\alpha/2$ of the standard normal distribution, $\hat{\sigma}_r$ is the empirical standard deviation of the $n_{r,t}$, and τ is the number of years of observation in the region.

Note that (15) can be used even if periods of observations are different, and in the presence of missing data. This formula also guarantees that $\hat{D}_{eff} \geq \max_{i=1,\ldots,N} d_i$, coherently with what might be expected from the regional effective duration. Besides, it reflects the importance to extract storms such that their mean annual occurrence λ at the local scale is common to all sites.

As F_r is estimated from D_{eff} years of pooled data, the underlying principle is that any site in the region can be indifferently impacted by a given storm. Parenthetically, with no preferential storm track in the region, the regional pooling method is coherent with the identification of storms footprints to form homogeneous regions. In particular, the regional sample illustrates that, for a generic site, λ storms per year, on average, were observed during D_{eff} years. D_{eff} thus helps to reflect the relevance of RFA to a local analysis. Indeed, pooling enables to estimate extreme events at site i from D_{eff} years of data, compared to d_i years for a local analysis.

2.4.5. Evaluation of Storm Return Periods

The regional pooling method allows to distinguish between local and regional return periods of normalized storm events (see section 2.3.4 for the corresponding definitions), both at the empirical and theoretical levels. Let s be a given storm from the regional sample, and denote by x its corresponding normalized intensity.

Using the Weibull plotting position, its empirical local return period $\tilde{T}_{s,loc}$ is:

$$\tilde{T}_{s,loc} = \frac{D_{eff}+1}{n_r+1-\mathrm{rank}(s)} \tag{17}$$

where rank(s) denotes the rank of s in the regional sample. For example, if s is the most intense storm observed in the regional sample, then $\tilde{T}_{s,loc}$ is about D_{eff} years. Besides, the theoretical local return period $\bar{T}_{s,loc}$ of s is given by equation (11). We recall that $\bar{T}_{s,loc}$ corresponds to the theoretical return period of storm s at site scale (i.e., at any site of the region). Using (12) and (13), the theoretical regional return period $\bar{T}_{s,reg}$ is given by:

$$\bar{T}_{s,reg} = \frac{\lambda}{\lambda_r}\bar{T}_{s,loc} \tag{18}$$

The empirical regional return period $\tilde{T}_{s,reg}$ is linked with $\tilde{T}_{s,loc}$ through a similar relation.

3. Application

3.1. Data Used

ANEMOC-2 (Atlas Numérique d'États de Mer Océaniques et Côtiers—Numerical Atlas of Oceanic and Coastal Sea states) is a numerical sea-state hindcast database covering the Atlantic Ocean over the period

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

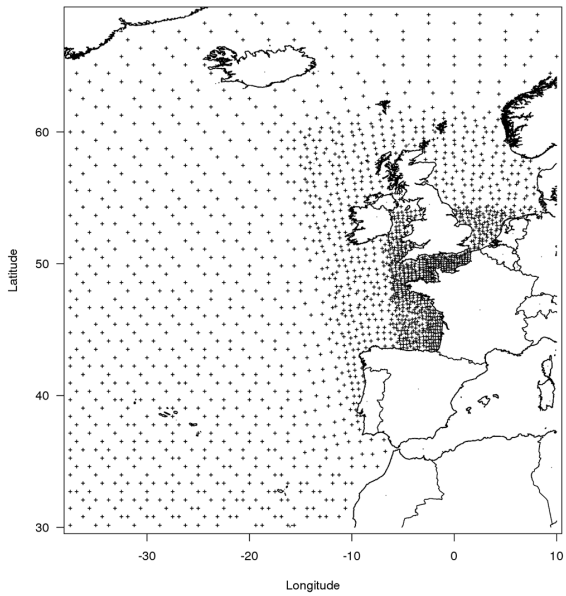

Figure 1. Location of the 1847 sites extracted from the oceanic mesh of the ANEMOC-2 sea-state database.

1979–2009 (31 years). It has been developed at Saint-Venant Laboratory for Hydraulics and EDF R&D LNHE [*Laugel*, 2013]. The simulations of wave conditions have been carried out with the third-generation spectral wave model TOMAWAC [*Benoit et al.*, 1996] forced by wind fields from the CFSR reanalysis database [*Saha et al.*, 2010].

The spatial resolution of the so-called "oceanic mesh" of ANEMOC-2 ranges from about 120 km over the Northern part of the Atlantic Ocean down to about 20 km along the European coast and 10 km along the French coast. Note, this grid is supplemented by a "coastal mesh" whose resolution is finer on the continental shelf, in the Channel and along the French coast. For the present study, however, only data from the oceanic mesh is used, and only a subset of 1847 nodes amongst the 13,426 nodes of the full oceanic mesh is selected, at locations plotted in Figure 1.

Among the wave parameters available with an hourly resolution in ANEMOC-2, we consider here the significant wave height, denoted H_s, which is usually the preferred parameter to summarize sea-state intensity. TOMAWAC computes this wave height from the zero-order moment of the wave spectrum. Hourly series of significant wave heights H_s over the period 1979–2009 are thus extracted for the 1847 selected sites. The objective here is to apply the proposed methodology (i) to characterize the regional dependence over this area and (ii) to estimate extreme H_s by the regional pooling method.

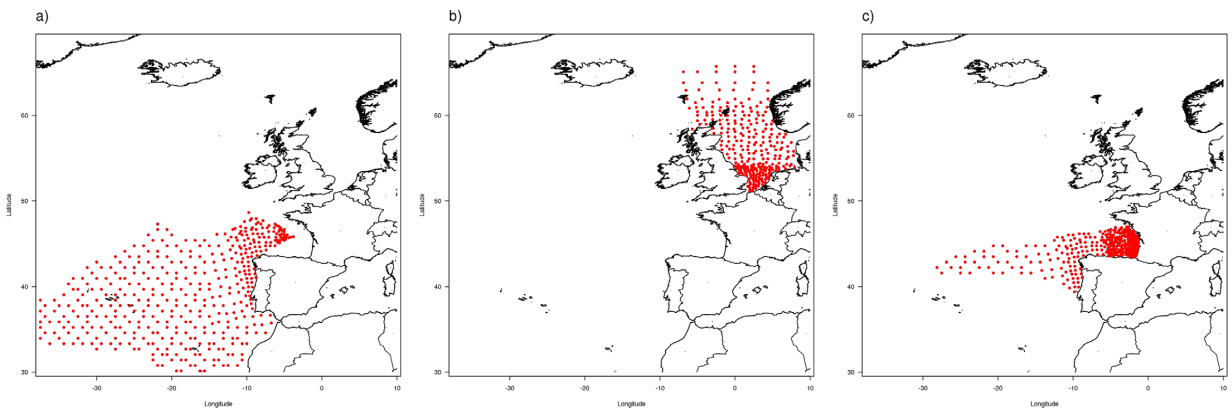

Figure 2. Footprints of the storms of (a) 15–18 February 1986, (b) 11–13 December 1990, and (c) 23–24 January 2009 (Klaus), where red dots indicate the impacted sites.

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

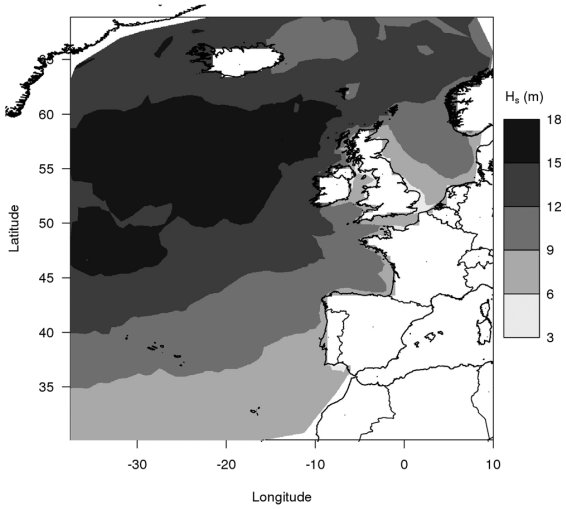

Figure 3. Map of threshold values of H_s exceeded on average once per year (m).

3.2. Preparation of Data for RFA

More details for this section may be found in *Weiss et al.* [2014], where the same data set was used.

The physical extraction of storms generating extreme H_s, described in the beginning of section 2.1 with $p = 0.995$, leads to 5939 storms. *Weiss et al.* [2014] performed a sensitivity analysis and found that storms are properly detected when $p = 0.995$. An analysis reveals that, on average: (i) there are 192 storms per year in the study area, (ii) a storm impacts 38 sites, and (iii) a storm lasts 12.5 h at site scale. These storms serve to form physically homogeneous regions, by detecting the most typical storms footprints in the study area. The footprints of the storms of 15–18 February 1986, 11–13 December 1990, and 23–24 January 2009 (Klaus) are shown in Figure 2.

Storms are then statistically redefined, following the methodology presented in section 2.1. In particular, $\lambda = 1$ storm per year are now observed, on average, at each site; 1340 storms are thus retained among the 5939 initial ones. Site i is therefore characterized by the sample of H_s over the threshold u_i exceeded on average once per year; the sample size is 31, as 31 years of data are available. These thresholds, represented in Figure 3, are also the local indices used for RFA (section 2.2). These storms serve to (i) check the statistical homogeneity of the physically homogeneous regions, (ii) deal with regional dependence, and (iii) estimate extreme events with the regional pooling method.

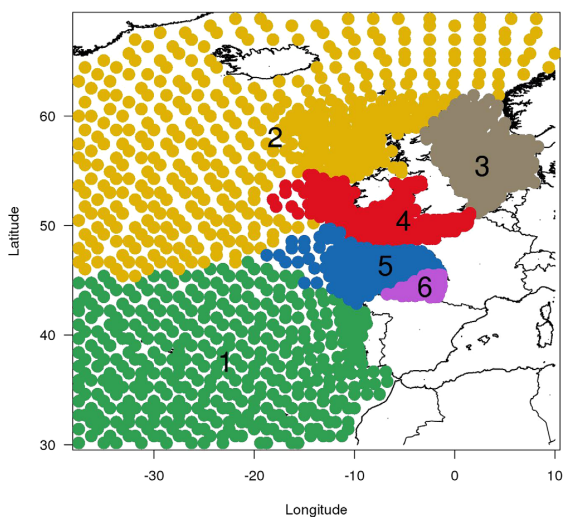

Figure 4. Division into six homogeneous regions.

RFA can thus be performed on each of the six homogeneous regions delineated in *Weiss et al.* [2014], see Figure 4.

3.3. Regional Pooling Method

For each of the six regions, the regional sample is constructed by pooling the observed normalized storm regional maxima, following section 2.4.1. To check whether the storm regional maxima are sampled from the regional distribution F_r, the two-sample Anderson-Darling test is performed. The p-values for the null hypothesis that Y_s^i and M_s have the same distribution, for each site i from a given region, are higher than 0.01 for 95% of all sites.

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

Table 1. Measures of Regional Dependence for Each Region[a]

Region	1 (399)	2 (479)	3 (241)	4 (377)	5 (234)	6 (102)
λ_r	10.322	25.226	9.000	8.839	4.129	2.710
Φ	0.977	0.949	0.967	0.979	0.987	0.983
$\beta_s(1)$	38.653	18.989	26.778	42.653	56.672	37.643
100_r	9.688	3.964	11.111	11.314	24.219	36.905
D_{eff}	320 [284, 356]	782 [698, 866]	279 [234, 324]	274 [232, 316]	128 [106, 150]	84 [68, 100]

[a]The number of sites N indicated between parentheses. λ_r is the mean annual number of storms in the region, Φ is the adimensional function of regional dependence, $\beta_s(1)$ is the mean number of impacted sites during a storm, 100_r is the regional return period (in years) of the storm causing at least one local 100 year event (equation (12) with $T = 100$), and D_{eff} is the regional effective duration (in years, along with the 95% confidence interval).

Therefore, it may be reasonably assumed that (i) the model of regional dependence can be simplified and (ii) F_r can be estimated from the regional sample.

3.3.1. Measures of Regional Dependence

For each region, Table 1 provides some measures of regional dependence defined in sections 2.3.3, 2.3.4, and 2.4.4. Note that there are no missing values in ANEMOC-2 data, and periods of observations are the same for all sites (with a common local duration of $d = 31$ years).

Storms are, respectively, most and least most frequent in regions 2 and 6, with 25.2 and 2.7 storms per year on average. This is explained here by their size: regions 2 and 6 are, respectively, the largest and the smallest in terms of the number of sites. To compare the degree of regional dependence between regions, this size effect can be removed through the adimensional function Φ defined in equation (7). The regional dependence is thus the strongest in region 5, meaning that sites in this region tend to behave highly similarly during a storm: a large proportion of them are impacted, and the normalized extremes are likely to vary the same way. Conversely, the regional dependence is the weakest in region 2. This can be precised by considering the mean number $\beta_s(1)$ of impacted sites during a storm, see equation (9). Indeed, on average, a storm in region 2 only impacts 18.9 sites (4% of the region), whereas a storm in region 5 impacts 56.6 sites (24% of the region).

The regional effective duration D_{eff} and its corresponding 95% confidence interval are estimated following equations (15) and (16). For example, pooling data from the 234 sites of region 5 enable to get a regional sample with $D_{eff} = 128$ years of independent observations. Note that taking into account the regional dependence considerably reduces what would be obtained under the assumption of intersite independence (in that case, $D_{eff} = Nd = 7254$ years).

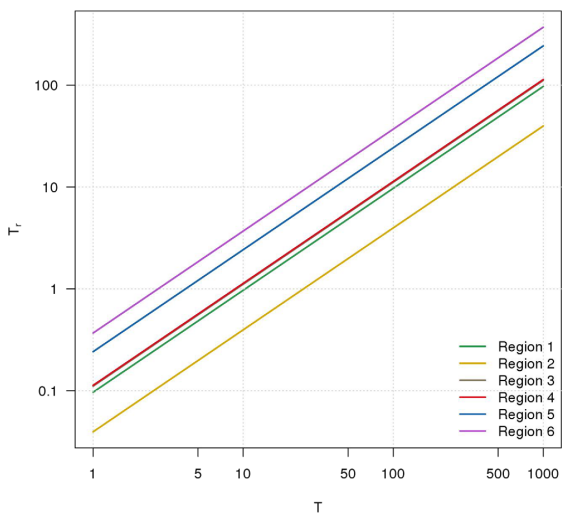

Figure 5. Regional return period T_r against the local return period T for each region, as defined in equation (12). Curves for regions 3 and 4 are superimposed.

Figure 5 shows the evolution of the regional return period T_r against the local return period T for each region, see equation (12). Note that curves for regions 3 and 4 are very close to each other, giving the impression of being superimposed. The simplified model of regional dependence implies that T_r and T are linearly related. For fixed T, T_r is, respectively, the lowest and the highest in regions 2 and 6. For example, Table 1 gives 100_r, i.e., T_r corresponding to $T = 100$ years. $100_r = 3.964$ years in region 2: about every 4 years on average, a storm in

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

Table 2. Parameters of the Regional Distribution[a]

Region	1	2	3	4	5	6
γ	0.181	0.189	0.202	0.164	0.223	0.112
k	0.009	−0.056	−0.089	0.012	−0.081	0.324
$y_{0.99}$	1.852	1.765	1.763	1.777	1.856	2.188

[a] γ (GPD scale parameter), k (GPD shape parameter), $y_{0.99}$ (100 year regional return level).

this region causes at least one local 100 year event. Besides, although region 1 is much larger than region 3, note that their 100, estimates are similar (about 10 years). If intersite dependence was assumed, then this quantity would have been, in proportion, much higher in region 3 than in region 1. However, the compensation is due to a stronger regional dependence in region 1. Thus, modeling the regional dependence allows a more realistic assessment of regional hazards.

3.3.2. Estimation of Extreme H_s

For each of the six homogeneous regions, the regional GPD parameters (γ, k) are estimated following the procedure outlined in section 2.4.2. These quantities are given in Table 2, as well as the 100 year regional return level $y_{0.99}$. The shape parameter k is positive (corresponding to an unbounded GPD) in regions 1, 4, and 6, suggesting a higher intensity of extreme H_s. The return level plots for each of the six regional distributions, together with the 95% confidence intervals obtained by bootstrap, are given in Figure 6. Note that the plotting position depending on the regional effective duration (equation (17)) is used to represent observations from the regional sample, hence allowing the estimation of empirical return periods (see section 3.3.3 for an application to the most intense storms observed).

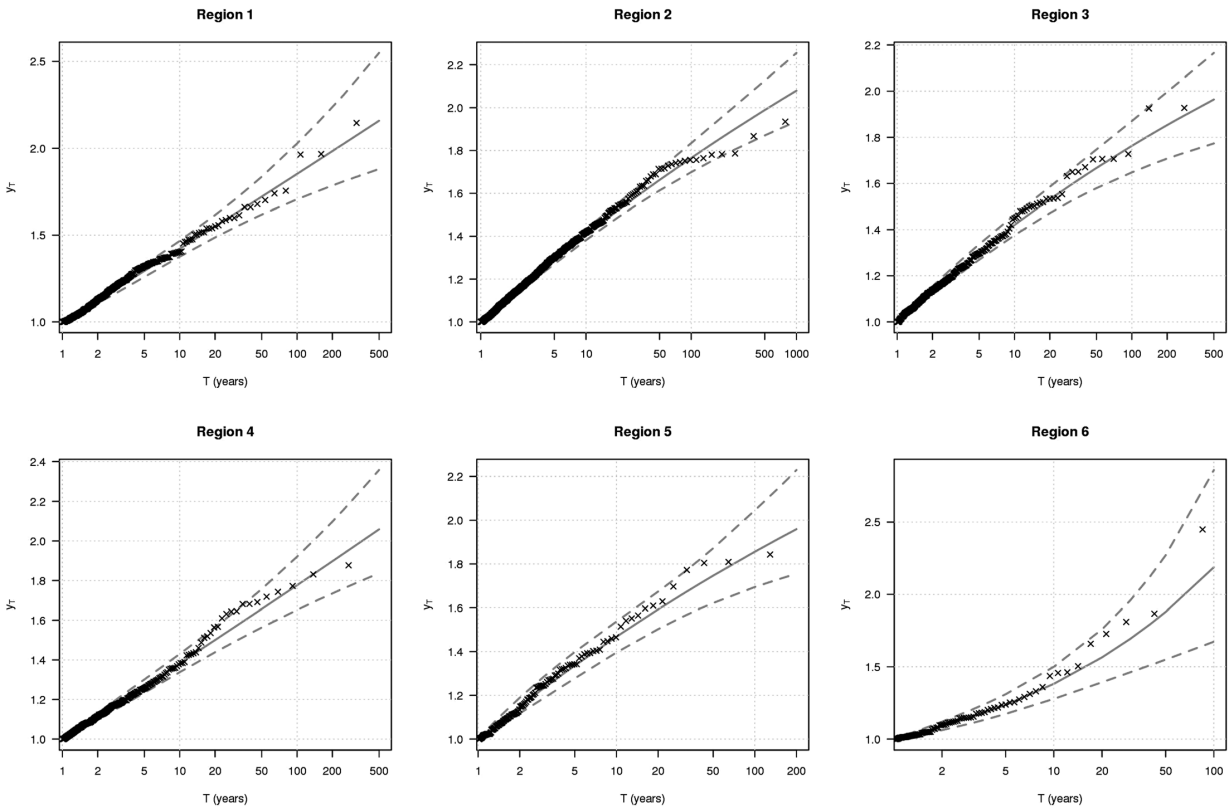

Figure 6. Return level plots of the regional distributions (crosses represent observations from each regional sample), together with the 95% confidence intervals obtained by bootstrap.

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

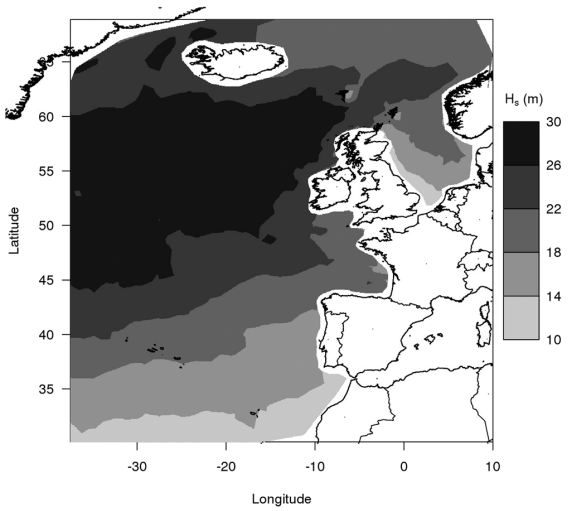

Figure 7. Map of estimated 100 year H_s (m).

At-site return levels are obtained by multiplying regional return levels by the local indices. Figure 7 shows the map of the estimated at-site 100 year H_s. Estimates for coastal areas are not shown because, as mentioned in section 3.1, the present analysis uses data from the oceanic model of ANEMOC-2, whose resolution is not sufficient for these coastal areas and which includes only parts of the shallow-water effects. In a follow-up of this study, data from the coastal model may improve the simulated sea states in coastal areas. One can note on Figure 7 shows that 100 year H_s estimates display a coherent spatial pattern, with lower values near the West European coasts. The highest return levels are obtained for sites located in the north-central part of the study area (up to 29.65 m). Note that these estimates are comparable to those from *Caires and Sterl* [2005] and *Weiss et al.* [2014].

Compared to a local statistical analysis, the regional pooling method can help to reduce uncertainties in the estimation of extreme events at a given site. Indeed, extrapolations from a local analysis would be based here on $d = 31$ years of observations; the regional pooling makes available $D_{eff} > d$ years of data for any site.

3.3.3. Return Periods of the Most Intense Storms Observed

From the numeric database ANEMOC-2, storms with the highest normalized intensity were observed on February 1986, February 1979, December 1990, February 1988, December 1989, and January 2009, respectively, in region 1, 2, 3, 4, 5, and 6. Figure 2 displays these storms which occurred in regions 1, 3, and 6.

As an application of section 2.4.5, return periods of these storms are provided in Table 3, both at the local and regional scales (empirical and theoretical). For example, in region 3, the empirical local return period $\tilde{T}_{s,loc}$ of the storm of 11–13 December 1990 is estimated at 280 years. Its theoretical counterpart is quite close ($\bar{T}_{s,loc} = 367$ years), as indicated by the return level plot for this region (Figure 6). As such a storm was observed only once in 31 years of observations in this region, its empirical regional return period $\tilde{T}_{s,reg}$ is logically estimated at 31 years. From equation (18), the model of regional dependence predicts a theoretical regional return period $\bar{T}_{s,reg}$ of 41 years.

Table 3. Return Periods (in Years) of the Storms With the Highest Normalized Intensity Observed in Each Region[a]

Region	Date	$\tilde{T}_{s,loc}$	$\bar{T}_{s,loc}$	$\tilde{T}_{s,reg}$	$\bar{T}_{s,reg}$
1	15–18 Feb 1986	321	468	31	45
2	11–13 Feb 1979	783	334	31	13
3	11–13 Dec 1990	280	367	31	41
4	8–10 Feb 1988	275	178	31	20
5	15–17 Dec 1989	129	92	31	22
6	23–24 Jan 2009	85	163	31	60

[a] $\tilde{T}_{s,loc}$, $\bar{T}_{s,loc}$, $\tilde{T}_{s,reg}$, and $\bar{T}_{s,reg}$ are, respectively, the empirical local return period, the theoretical local return period, the empirical regional return period, and the theoretical regional return period.

4. Conclusions

By exploiting the information shared by statistically similar sites, regional frequency analysis (RFA) can reduce uncertainties in the estimations of high return levels, when at-site durations of observations are short. It is assumed that, in a homogeneous region, extreme observations follow a common regional probability distribution, up to

© 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

a local index representing the local specificities of a site.

The method of regional pooling is employed in this paper, where normalized observations from different sites are gathered into a regional sample to estimate the regional distribution. In particular, this pooling procedure allows to define D_{eff} years of regional effective duration. D_{eff} is actually closely related to the degree of intersite dependence: for example, D_{eff} is expected to be low when the dependence is strong. Intersite independence is a usual assumption in the literature and practice, although unrealistic: a storm is likely to generate dependent extremes at different sites. We have therefore proposed a theoretical framework to model intersite dependence for the regional pooling method.

Storms are here identified by detecting physical events generating extremes in at least one site in the study area; their spatiotemporal propagation is taken into account through the gathering of extremes neighbors in space and time. Storms allow to naturally define the concurrence of observations at the scale of the physical event, hence enabling to perform a RFA within a "*peaks over threshold*" framework. These storms represent a convenient way to describe regional dependence. In particular, they are the basis to (i) construct the regional sample, by filtering the redundancy of information and (ii) model the regional dependence.

The distribution of the storm regional maximum is linked to the regional distribution through a function of regional dependence. This function, describing both the storm propagation in the region and the storm intensity, expresses the tendency of sites to display a similar behavior during a storm. The proposed model allows (i) a proper evaluation of D_{eff} and (ii) the assessment of different regional hazards: for example, the mean number of impacted sites during a storm, or return periods of storms both at the local and regional scales can be theoretically derived.

An application to significant wave heights from the numerical sea-state database ANEMOC-2 has been provided to demonstrate the capabilities of the model. Six homogeneous regions, corresponding to the most typical storms footprints were delineated in the North-East part of the Atlantic Ocean. Different patterns of regional dependence have been characterized in this area, before applying the regional pooling method to estimate extreme significant wave heights.

Although the proposed example considers significant wave heights, the method can easily be applied to other marine variables. Indeed, it is variable oriented, in the sense that storms are specifically defined through the variable of interest only. Moreover, D_{eff} can also be estimated when periods of observations are not the same for all sites, and/or in the presence of missing values. Future works could, for example, apply the proposed model to other marine hazards (e.g., storm surges) to compare how regional dependence manifests compared to significant wave heights.

Acknowledgments
The permission to publish the results of this ongoing research study was granted by the Electricité de France (EDF) company. The results in this paper should, of course, be considered as R&D exercises without any significance or embedded commitments upon the real behavior of the EDF power facilities or its regulatory control and licensing. The authors would like to thank Amélie Laugel who kindly provided the ANEMOC-2 data used in this study, and the three anonymous reviewers who improved this paper by their constructive comments and suggestions. The wave data set used for the analyses presented in this article has been extracted from the ANEMOC-2 database. This data set can be obtained by request addressed to the corresponding author. The use of this data is restricted to research purpose, all industrial or commercial applications being excluded.

References

Arns, A., T. Wahl, I. D. Haigh, J. Jensen, and C. Pattiaratchi (2013), Estimating extreme water level probabilities: A comparison of the direct methods and recommendations for best practice, *Coastal Eng.*, *81*, 51–66.
Bardet, L., C.-M. Duluc, V. Rebour, and J. L'Her (2011), Regional frequency analysis of extreme storm surges along the French coast, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, *11*(6), 1627–1639.
Bayazit, M., and B. Önöz (2004), Sampling variances of regional flood quantiles affected by intersitecorrelation, *J. Hydrol.*, *291*(1–2), 42–51.
Benoit, M., F. Marcos, and F. Becq (1996), Development of a third generation shallow-water wave model with unstructured spatial meshing, in *Proceedings of the 25th International Conference on Coastal Engineering*, pp. 465–478, Am. Soc. of Civ. Eng., Orlando, Fla.
Bernard, E., P. Naveau, M. Vrac, and O. Mestre (2013), Clustering of maxima: Spatial dependencies among heavy rainfall in France, *J. Clim.*, *26*, 7929–7937.
Bernardara, P., M. Andreewsky, and M. Benoit (2011), Application of the Regional Frequency Analysis to the estimation of extreme storm surges, *J. Geophys. Res.*, *116*, C02008, doi:10.1029/2010JC006229.
Bernardara, P., F. Mazas, X. Kergadallan, and L. Hamm (2014), A two-step framework for over-threshold modelling of environmental extremes, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, *14*, 635–647.
Buishand, T. A. (1984), Bivariate extreme-value data and the station-year method, *J. Hydrol.*, *69*(1–4), 77–95.
Buishand, T. A. (1991), Extreme rainfall estimation by combining data from several sites, *Hydrol. Sci. J.*, *36*(4), 345–365.
Caires, S., and A. Sterl (2005), 100-year return value estimates for ocean wind speed and significant wave height from the ERA-40 data, *J. Clim.*, *18*(7), 1032–1048.
Castellarin, A., D. H. Burn, and A. Brath (2008), Homogeneity testing: How homogeneous do heterogeneous cross-correlated regions seem?, *J. Hydrol.*, *360*, 67–76.
Coles, S., and M. Dixon (1999), Likelihood-based inference for extreme value models, *Extremes*, *2*(1), 5–23.
Cooley, D., J. Cisewski, R. J. Erhardt, S. Jeon, E. Mannshardt, B. O. Omolo, and Y. Sun (2012), A survey of spatial extremes: Measuring spatial dependence and modeling spatial effects, *REVSTAT*, *10*(1), 135–165.
Cunnane, C. (1988), Methods and merits of regional flood frequency analysis, *J. Hydrol.*, *100*(1–3), 269–290.
Dales, M. Y., and D. W. Reed (1989), Regional flood and storm hazard assessment, *Rep. 102*, Inst. of Hydrol., Wallingford, U. K.

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

AGU Water Resources Research 10.1002/2014WR015391

Dalrymple, T. (1958), *Flood Frequency Relations for Gaged and Ungaged Streams*, Internat. Assoc. Hydrology, Gen. Assembly Toronto, *45*, pp. 268–279.
Dalrymple, T. (1960), Flood frequency analysis, *U.S. Geol. Surv. Water Supply Pap.*, *1543-A*, 11–51.
Davison, A. C., and R. L. Smith (1990), Models for exceedances over high thresholds, *J. R. Stat. Soc., Ser. B*, *52*(3), 393–442.
Della-Marta, P. M., and J. G. Pinto (2009), Statistical uncertainty of changes in winter storms over the North Atlantic and Europe in an ensemble of transient climate simulations, *Geophys. Res. Lett.*, *36*, L14703, doi:10.1029/2009GL038557.
Della-Marta, P. M., H. Mathis, C. Frei, M. A. Liniger, J. Kleinn, and C. Appenzeller (2009), The return period of wind storms over Europe, *Int. J. Climatol.*, *29*, 437–459.
Hjalimarsom, H., and B. Thomas (1992), New Look at regional flood frequency relations for Arid Lands, *J. Hydraul. Eng.*, *118*(6), 868–886.
Hosking, J. R. M., and J. R. Wallis (1988), The effect of intersite dependence on regional flood frequency analysis, *Water Resour. Res.*, *24*(4), 588–600.
Hosking, J. R. M., and J. R. Wallis (1993), Some statistics useful in regional frequency analysis, *Water Resour. Res.*, *29*(2), 271–281.
Hosking, J. R. M., and J. R. Wallis (1997), *Regional Frequency Analysis. An Approach Based on L-Moments*, Cambridge Univ. Press, Cambridge, U. K.
Kergadallan, X. (2013), *Analyse Statistique des Niveaux d'eau Extrêmes—Environnements Maritime et Estuarien*, 170 pp., Cent. D'études Tech. Mar. et Fluviales [in French], CETMEF, Compiègne, France.
Kjeldsen, T. R., and D. Rosbjerg (2002), Comparison of regional index flood estimation procedures based on the extreme value type I distribution, *Stochastic Environ. Res. Risk Assess.*, *16*(5), 358–373.
Laugel, A. (2013), Sea state climatology in the North-East Atlantic Ocean: Analysis of the present climate and future evolutions under climate change scenarios by means of dynamical and statistical downscaling methods, PhD thesis, Saint-Venant Lab. for Hydraul., Univ. Paris-Est, Chatou, France.
Leckebusch, G. C., D. Renggli, and U. Ulbrich (2008), Development and application of an objective storm severity measure for the Northeast Atlantic region, *Meteorol. Z.*, *17*(5), 575–587.
Madsen, H., and D. Rosbjerg (1997), The partial duration series method in regional index-flood modeling, *Water Resour. Res.*, *33*(4), 737–746.
Madsen, H., and D. Rosbjerg (1998), A regional Bayesian method for estimation of extreme streamflow droughts, in *Statistical and Bayesian Methods in Hydrological Sciences*, pp. 327–340, U. N. Educ. Sci. and Cult. Organ., Paris.
Madsen, H., P. F. Rasmussen, and D. Rosbjerg (1997a), Comparison of annual maximum series and partial duration series methods for modeling extreme hydrologic events: 1. At-site modeling, *Water Resour. Res.*, *33*(4), 747–757.
Madsen, H., C. P. Pearson, and D. Rosbjerg (1997b), Comparison of annual maximum series and partial duration series methods for modeling extreme hydrologic events: 2. Regional modeling, *Water Resour. Res.*, *33*(4), 759–769.
Madsen, H., P. S. Mikkelsen, D. Rosbjerg, and P. Harremoës (2002), Regional estimation of rainfall intensity-duration-frequency curves using generalized least squares regression of partial duration series statistics, *Water Resour. Res.*, *38*(11), 1239, doi:10.1029/2001WR001125.
Mikkelsen, P. S., H. Madsen, D. Rosbjerg, and P. Harremoës (1996), Properties of extreme point rainfall III: Identification of spatial inter-site correlation structure, *Atmos. Res.*, *40*, 77–98.
Pickands, J. (1975), Statistical inference using extreme order statistics, *Ann. Stat.*, *3*(1), 119–131.
Pinto, J. G., M. K. Karremann, K. Born, P. M. Della-Marta, and M. Klawa (2012), Loss potentials associated with European windstorms under future climate conditions, *Clim. Res.*, *54*, 1–20.
Reed, D. W. (1994), Rainfall frequency analysis for flood design, in *Coping With Floods*, *NATO ASI Ser.*, vol. 257, pp. 59–75, Springer, Netherlands.
Renard, B. (2011), A Bayesian hierarchical approach to regional frequency analysis, *Water Resour. Res.*, *47*, W11513, doi:10.1029/2010WR010089.
Renard, B., and M. Lang (2007), Use of a Gaussian copula for multivariate extreme value analysis: Some case studies in hydrology, *Adv. Water Resour.*, *30*, 897–912.
Renggli, D., G. C. Leckebusch, U. Ulbrich S. N. Gleixner, and E. Faust (2011), The skill of seasonal ensemble prediction systems to forecast wintertime windstorm frequency over the north Atlantic and Europe, *Mon. Weather Rev.*, *139*, 3052–3068.
Ribatet, M. (2007), POT: Modelling peaks over a threshold, *R News*, *7*(1), 34–36.
Rosbjerg, D. (1985), Estimation in partial duration series with independent and dependent peak values, *J. Hydrol.*, *76*, 183–195.
Rosbjerg, D., and H. Madsen (1996), The role of regional information in estimation of extreme point rainfalls, *Atmos. Res.*, *42*(1-4), 113–122.
Roth, M., T. A. Buishand, G. Jongbloed, A. M. G. Klein Tank, and J. H. van Zanten (2012), A regional peaks-over-threshold model in a nonstationary climate, *Water Resour. Res.*, *48*, W11533, doi:10.1029/2012WR012214.
Saha, S., et al. (2010), The NCEP climate forecast system reanalysis, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, *91*, 1015–1057.
Scholz, F. W., and M. A. Stephens (1987), K-sample Anderson-Darling tests, *J. Am. Stat. Assoc.*, *82*(399), 918–924.
Stedinger, J. R. (1983), Estimating a regional flood frequency distribution, *Water Resour. Res.*, *19*(2), 503–510.
Stewart, E. J., D. W. Reed, D. S. Faulkner, and N. S. Reynard (1999), The FORGEX method of rainfall growth estimation—I: Review of requirement, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, *3*, 187–195.
Weiss, J., P. Bernardara, and M. Benoit (2014), Formation of homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme significant wave heights, *J. Geophys. Res. Oceans*, *119*, 2906–2922, doi:10.1002/2013JC009668.

 © 2014. American Geophysical Union. All Rights Reserved.

5.1.1 Compléments

5.1.1.1 Sur la formule (3) de l'article précédent

Dans l'article précédent, la formule (3) repose sur une partition faisant intervenir les quantités η_s^i. Le principe est de décomposer $(M_s > x)$ en événements disjoints, où x est dépassé au site i mais ne l'est pas pour les sites suivants $j = i+1, ...N$. En particulier, ceci inclut les cas où x est dépassé en plusieurs sites (ceux entre 1 et i).

Nous illustrons cette formule avec un exemple simple, avec $N = 3$ sites. La formule (3) devient alors :

$$\forall x \geq 1, \mathbb{P}(M_s > x) = \mathbb{P}(\eta_s^1 > x, \eta_s^2 \leq x, \eta_s^3 \leq x) + \mathbb{P}(\eta_s^2 > x, \eta_s^3 \leq x) + \mathbb{P}(\eta_s^3 > x) \quad (5.1)$$

Par ailleurs, $(M_s > x)$ peut se décomposer en 7 événements disjoints décrits dans la table 5.1. Les couleurs sont à relier avec celles de l'équation 5.1 : le cas 1 correspond au premier terme de droite de 5.1, les cas 2 et 3 au second terme de droite et les cas 4 à 7 au dernier terme.

Table 5.1: Partition de $(M_s > x)$ pour $N = 3$ sites.

$(M_s > x), N = 3$	Site 1	Site 2	Site 3
Cas 1	$> x$	$\leq x$	$\leq x$
Cas 2	$> x$	$> x$	$\leq x$
Cas 3	$\leq x$	$> x$	$\leq x$
Cas 4	$> x$	$\leq x$	$> x$
Cas 5	$\leq x$	$> x$	$> x$
Cas 6	$\leq x$	$\leq x$	$> x$
Cas 7	$> x$	$> x$	$> x$

5.1.1.2 Sur le lien entre périodes de retour empiriques et durée effective régionale

La figure 5.1 contient les périodes de retour empiriques des observations pour chacun des 6 échantillons régionaux, et sont calculées selon la formule (17) de l'article, et fonction de la durée effective régionale. Les intervalles de confiance à 95% de ces périodes de retour, résultants de l'incertitude sur la durée effective régionale, sont indiqués par les barres horizontales. Afin que ces intervalles de confiance demeurent discernables, l'axe des abscisses n'est pas en échelle logarithmique : il ne faut donc pas conclure, à partir de ces graphes, un comportement apparemment borné des extrêmes.

Par exemple, la plus forte tempête ayant impacté la région 6 (Golfe de Gascogne Sud) région est la tempête Klaus du 23-24 janvier 2009 (avec une intensité normalisée de 2.45). Empiriquement, le graphique montre que cette tempête revient environ tous les 85 ans en moyenne dans la région, avec un intervalle de confiance à 95% de [69 ans, 101 ans].

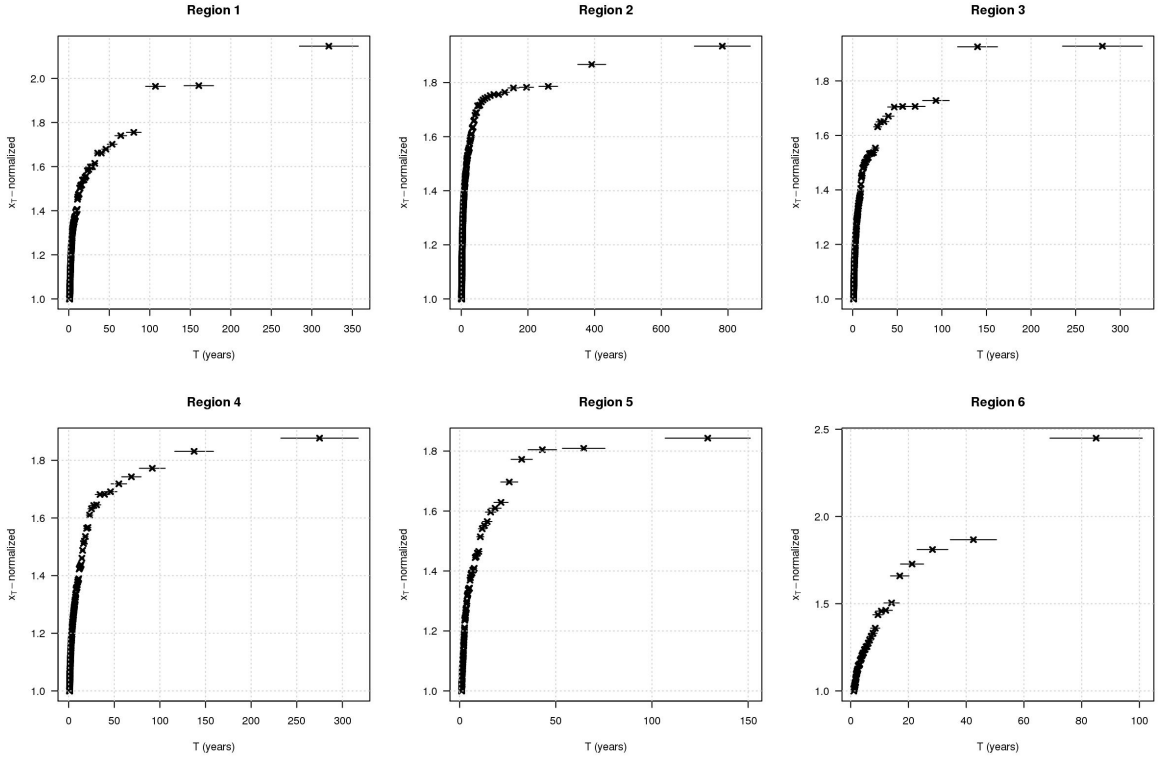

Figure 5.1: Périodes de retour empiriques des observations des 6 échantillons régionaux, avec intervalles de confiance à 95% (H_s).

5.2 Application aux surcotes de pleine mer

5.2.1 Proceedings de la conférence JNGCGC 2014

L'application de la même méthode aux surcotes de pleine mer est publiée dans les actes des XIIIèmes Journées Nationales Génie Côtier - Génie Civil (JNGCGC 2014) qui se sont déroulées à Dunkerque, du 2 au 4 juillet 2014.

Dans cet article, la loi régionale ne prend pas en compte les effets saisonniers qui seront identifiés dans le chapitre 6. Cela n'impacte en rien le modèle de dépendance régionale, qui demeure indépendant de ces considérations. Cependant, les niveaux de retour estimés dans cet article sont différents des valeurs finalement obtenues dans le chapitre 6.

Analyse régionale des surcotes extrêmes de pleine mer et caractérisation de la dépendance spatiale

Jérôme WEISS [1, 2], Pietro BERNARDARA [1, 3], Michel BENOIT [1, 2]

1. Laboratoire d'Hydraulique Saint-Venant (ENPC, EDF R&D, CEREMA), Université Paris-Est, 6 quai Watier, 78400 Chatou, France.
2. EDF R&D Laboratoire National d'Hydraulique et Environnement (LNHE), 6 quai Watier, 78400 Chatou, France.
3. EDF Energy R&D UK Centre, 52 Grosvenor Gardens, London SW1W 0AU, UK.

Résumé :
Afin de prévenir le risque de submersion marine en zone côtière, la caractérisation probabiliste des phénomènes océano-météorologiques extrêmes est un élément fondamental. Par exemple, le concept de niveau de retour est fréquemment utilisé dans l'estimation des conditions hydrauliques ou océano-météorologiques (niveau marin, conditions de vagues) entrant dans le dimensionnement des ouvrages de protection côtière. Ces niveaux de retour sont habituellement estimés par des analyses statistiques locales, à partir des données uniquement observées au site d'intérêt. Cependant, le caractère limité des durées d'observation peut se traduire par une incertitude importante sur les niveaux de retour d'intérêt.
Par rapport à une analyse locale, l'analyse régionale permet de réduire ces incertitudes, en exploitant l'information d'un ensemble de sites dont les caractéristiques statistiques des extrêmes sont similaires. Dans une région dite homogène, la loi de probabilité des extrêmes est supposée identique en chaque site, à un indice local près. En particulier, les extrêmes observés en différents sites d'une région sont rassemblés dans un échantillon régional, celui-ci servant à estimer les paramètres de la loi régionale de distribution des extrêmes. Cependant, le fait de regrouper les observations requiert un traitement approprié de la dépendance spatiale. Cette étude propose de modéliser la dépendance spatiale dans le cadre de l'analyse régionale, en se basant sur la tendance qu'ont les sites à avoir un comportement similaire pendant une tempête. Le modèle obtenu permet par exemple d'estimer la durée effective de l'échantillon régional, ou encore de comparer la période de retour locale et régionale d'une tempête.
Un exemple d'application est donné à partir d'une base de données de surcotes de pleine mer observées en 67 sites équipés de marégraphes sur les côtes françaises, britanniques et espagnoles de l'Océan Atlantique, de la Manche et de la Mer du Nord.
Mots-clés : Génie côtier, Niveaux marins extrêmes, Surcotes de pleine mer, Valeurs extrêmes, Analyse régionale, Dépendance spatiale, Océan Atlantique, Manche, Mer du Nord

1. Introduction

Une protection efficace des zones côtières contre le risque de submersion marine nécessite de caractériser les événements océano-météorologiques extrêmes. En ingénierie côtière, le niveau de retour associé à une période de retour donnée est traditionnellement estimé par une analyse statistique locale, à partir de données provenant d'un site d'observation unique. Une limitation courante avec cette méthode est la durée d'observation, généralement trop courte pour estimer le niveau de retour avec précision.

L'analyse régionale est une solution possible pour réduire ces incertitudes (HOSKING & WALLIS, 1997). Elle vise à tirer parti de l'information partagée par un ensemble de sites statistiquement similaires. L'hypothèse fondamentale est l'existence d'une loi régionale des extrêmes commune à tous les sites d'une région dite *homogène*, à un indice local près. En particulier, une manière d'estimer les paramètres de la loi régionale est la méthode du *pooling*, qui regroupe les extrêmes observés en différents sites d'une région dans un même échantillon régional (e.g., BERNARDARA *et al.*, 2011).

Cependant, compte tenu de l'extension spatiale des tempêtes à l'origine des extrêmes observés, les effets de la dépendance spatiale doivent être étudiés lorsque cette méthode est utilisée. Par exemple, la durée effective de l'échantillon régional, obtenu en regroupant les observations de plusieurs sites, varie selon le degré de dépendance spatiale des sites de la région. Cette durée est requise pour estimer des périodes de retour, ou encore pour quantifier la plus-value d'une analyse régionale par rapport à une analyse locale.

Par ailleurs, le lien entre période de retour régionale et locale d'une tempête est une question peu étudiée dans la littérature scientifique. Par exemple, une tempête dont la période de retour est de 100 ans dans une région donnée ne va très probablement pas générer, pour n'importe quel endroit de cette région, des surcotes correspondant à une période de retour 100 ans. L'estimation des événements extrêmes par la méthode du *pooling* permet d'examiner ce lien, à condition de tenir compte de la dépendance spatiale.

Tout récemment, WEISS *et al.* (2014b) ont proposé un modèle pour caractériser la dépendance spatiale, dans le cadre d'une analyse régionale effectuée par la méthode du *pooling*. En se basant sur la tendance qu'ont les sites à avoir un comportement similaire pendant une tempête, la dépendance est caractérisée à travers une fonction décrivant à la fois la propagation des tempêtes et leur intensité régionale. Ce modèle permet d'estimer la durée effective de l'échantillon régional, ou encore de comparer les périodes de retour locale et régionale d'une tempête.

L'objectif de cet article est d'appliquer ce modèle pour estimer des surcotes extrêmes de pleine mer, observées en 67 sites équipés de marégraphes sur les côtes françaises, britanniques et espagnoles de l'Océan Atlantique, de la Manche, de la Mer du Nord et de la Mer d'Irlande.

2. Méthodologie

2.1 Extraction des tempêtes

Pour caractériser la dépendance spatiale éventuelle entre plusieurs sites, il est d'abord nécessaire de préciser ce qui définit la simultanéité des observations dans l'espace et le temps. Dans cet article, c'est l'échelle des événements physiques générant les extrêmes observés, les tempêtes, qui sert de référence pour définir la simultanéité des observations dans l'espace.

WEISS *et al.* (2014a) proposent une procédure pour détecter ces tempêtes, dans le cadre des événements maritimes extrêmes, en travaillant directement (et uniquement) avec la variable maritime d'intérêt : ici, la surcote de pleine mer. Les tempêtes sont alors définies comme les événements physiques générant des surcotes extrêmes de pleine mer en au moins un site de la zone d'étude. Afin de refléter leur propagation dans le temps et l'espace, un *declustering* spatio-temporel est utilisé : les extrêmes voisins dans le temps et l'espace sont supposés être générés par une même tempête.

Les extrêmes sont ici définis par les dépassements d'un seuil élevé de surcote de pleine mer. En chaque site, le seuil local est déterminé de façon à ce que celui-ci soit dépassé en moyenne λ fois par an, *i.e.* λ tempêtes y sont observées en moyenne chaque année.

2.2 Analyse régionale par *pooling*

Pour un site i quelconque, soit u_i le seuil dépassé en moyenne λ fois par an et X^i la variable des dépassements de ce seuil u_i. La *Distribution de Pareto Généralisée* (GPD) est la distribution naturelle pour modéliser des dépassements de seuil (DAVISON & SMITH, 1990). Ainsi, X^i est supposé suivre une loi GPD : $X^i \sim \mathrm{GPD}(u_i, \alpha_i, k_i)$, où $\alpha_i > 0$ et k_i sont, respectivement, un paramètre d'échelle et de forme, propres à chaque site. Le niveau de retour T ans, *i.e.* la valeur dépassée en moyenne tous les T années au site i, est le quantile d'ordre $1\text{-}1/\lambda T$ de cette loi, $x^i_{1-1/\lambda T}$.

L'analyse régionale repose sur une hypothèse d'homogénéité : les observations de sites issus d'une région homogène sont supposées suivre la même loi de probabilité régionale, à un indice local près représentant les spécificités de chaque site. Pour une région homogène de N sites, la variable normalisée $Y=X^i/u_i$ est ici supposée indépendante de i, de fonction de répartition (fdr) F_r. Cela implique que Y suit la loi régionale GPD(1, γ, k), où le paramètre d'échelle régional vérifie $\gamma=\alpha_i/u_i$ et le paramètre de forme $k_i=k$ est constant dans la région. Le niveau de retour local T ans au site i s'écrit $x^i_{1-1/\lambda T} = u_i y_{1-1/\lambda T}$, où $y_{1-1/\lambda T}$ est le niveau de retour régional T ans (*i.e.* le quantile d'ordre $1\text{-}1/\lambda T$ de Y).

La méthode du *pooling*, consistant à regrouper les observations normalisées des sites de la région dans un même échantillon**,** est utilisée pour estimer les paramètres (γ, k) de la loi régionale. Cependant, les observations normalisées de la région ne doivent pas être directement toutes regroupées dans un même échantillon, à cause de la dépendance

spatiale qui peut affecter les estimations. Ce sont les tempêtes définies en section 2.1, qui, en contenant les empreintes spatiales des extrêmes issus d'un même événement, permettent de filtrer cette dépendance. Ainsi, pour se ramener à des données indépendantes, seul le maximum régional normalisé de chaque tempête est conservé. BERNARDARA *et al.* (2011) ont utilisé un filtre similaire, en ne retenant que l'observation maximale parmi les extrêmes apparus en moins de 72 heures dans la région. Si n_r tempêtes sont observées dans la région sur la durée totale d'observation, l'échantillon régional est donc constitué des n_r maxima régionaux normalisés. Les paramètres (γ, k) sont ainsi estimés par maximum de vraisemblance pénalisé, à partir de l'échantillon régional.

2.3 Durée effective régionale

La méthode du *pooling* permet de définir une durée effective d'observation de D_{eff} années. En particulier, elle traduit que λ tempêtes sont observées en moyenne par an sur une période de D_{eff} années. Cette quantité permet notamment d'évaluer les périodes de retour empiriques des tempêtes observées et de quantifier le gain d'une analyse régionale par rapport à une analyse locale.

D_{eff} est étroitement liée à la dépendance spatiale, et est d'autant plus faible que cette dépendance est forte. Si les sites sont complètement indépendants, alors chaque tempête n'impacte qu'un seul site dans la région, quelle que soit son intensité. Dans ce cas, chaque observation apporte une nouvelle information, et D_{eff} peut s'écrire comme la somme des durées locales d'observation : $D_{eff}=\sum d_i$, où d_i est la durée d'observation au site i. A l'inverse, si les sites sont parfaitement dépendants, alors chaque tempête impacte tous les sites de la région. La durée locale d'observation d'un seul site constituerait alors D_{eff}, l'information des autres sites étant purement redondante. Dans ce cas, D_{eff} pourrait être par exemple résumée par la durée locale moyenne :

$D_{eff} = \sum d_i / N$.

Cependant, D_{eff} se situe plus vraisemblablement entre ces deux situations extrêmes. WEISS *et al.* (2014b) proposent d'écrire, de façon plus générale, $D_{eff}=\varphi\sum d_i/N$, où φ résume la dépendance régionale. φ, dont l'expression analytique relie la propagation des tempêtes et leur intensité, exprime la tendance des sites à avoir un comportement similaire durant une tempête impactant la région. φ prend des valeurs comprises entre 1 (dépendance parfaite) et N (indépendance totale), N étant le nombre de sites dans la région. La dépendance régionale est d'autant plus forte que φ est faible, indiquant dans ce cas que la plupart des sites sont impactés par une tempête, et ont tendance à réagir de façon similaire en termes d'extrêmes normalisés générés. Afin de comparer φ entre plusieurs régions, l'effet de la taille de la région N peut être enlevé en introduisant $\Phi=(N-\varphi)/(N-1)$, compris entre 0 (indépendance totale) et 1 (dépendance parfaite).

WEISS *et al.* (2014b) montrent que $\varphi=\lambda_r/\lambda$, où λ_r est le nombre annuel moyen de tempêtes dans la région et λ le nombre annuel moyen de tempêtes en n'importe quel site. Ainsi, une estimation de D_{eff} est donnée par :

$$D_{eff} = n_r / \lambda \quad (1)$$

où n_r est le nombre de tempêtes observées dans la région.

2.4 Lien entre la période de retour régionale et locale d'une tempête

Soit s une tempête quelconque et x son intensité maximale (normalisée) observée dans la région. La *période de retour régionale* de la tempête s, T_r, est définie comme le temps moyen entre deux tempêtes impactant *au moins un site* de la région avec une intensité normalisée supérieure à x. La *période de retour locale* de s, T, est définie comme le temps moyen entre deux tempêtes impactant *un site quelconque* de la région avec une intensité normalisée supérieure à x. D'après WEISS *et al.* (2014b), T_r et T sont liées par la relation suivante :

$$T_r = T / \varphi \quad (2)$$

3. Application à l'estimation des surcotes extrêmes de pleine mer

3.1 Données utilisées

Les données brutes consistent en des séries temporelles de niveaux marins, observées en 67 sites équipés de marégraphes sur les côtes françaises, britanniques et espagnoles de l'Océan Atlantique, de la Manche, de la Mer du Nord et de la Mer d'Irlande. (figure 1). Les données françaises, fournies par le SHOM (Service Hydrographique et Océanographique de la Marine, France), sont disponibles sur le site internet de REFMAR (Réseaux de référence des observations marégraphiques). Les données espagnoles et britanniques sont respectivement fournies par les organismes IEO (Instituto Español de Oceanografía) et BODC (British Oceanographic Data Centre). Les niveaux marins des ports français et espagnols ont été observés au pas de temps horaire. Les données des ports britanniques ont quant à elles été observées au pas de temps horaire jusqu'en 1992, et au pas de temps 15 mn depuis 1993. Les séries temporelles, s'échelonnant de 1846 (Brest, France) jusqu'à 2011, ont une durée d'observation moyenne de 31 ans.

Les signaux de marée des 22 ports français (resp. 2 ports espagnols, La Corogne et Santander) ont été calculés par le logiciel SHOMAR, fourni par le SHOM. Les fichiers de données des 43 ports britanniques présentent la particularité de contenir à la fois les niveaux marins observés et les surcotes instantanées au même instant.

Pour calculer les séries de surcotes associées aux niveaux marins observés, comme les prédictions de marée sont données pour le temps présent, ces niveaux sont corrigés d'un éventuel eustatisme (altération à long terme des niveaux marins moyens, due à des effets géologiques ou climatiques). En chaque site, s'il existe une tendance significative

(détectée par régression linéaire) dans l'évolution temporelle des niveaux moyens annuels, elle est soustraite pour que ces derniers deviennent stationnaires.
La zone considérée étant fortement influencée par la marée, le risque de submersion côtière est plus important autour du moment de la pleine mer. Ainsi, seules les surcotes de pleine mer sont considérées (BERNARDARA *et al.*, 2011 ; SIMON, 2007).

3.2 Analyse régionale des surcotes extrêmes de pleine mer

A partir des séries de surcotes de pleine mer aux 67 sites, 1706 tempêtes, correspondant au choix λ=1 (1 tempête en moyenne par an en chaque site), sont extraites par la procédure décrite en section 2.1. Par exemple, l'empreinte de la tempête Xynthia (27-28 février 2010) est représentée en figure 1a. Le marégraphe des Sables d'Olonne, qui s'est arrêté de fonctionner peu avant le passage de Xynthia, n'a pas mesuré la surcote de pleine mer associée à cette tempête.
Dans cet article, les régions homogènes sont déterminées comme étant les empreintes typiques des tempêtes (WEISS *et al.*, 2014a), à partir de méthodes de classification sur un critère de propagation des tempêtes. Une tempête impactant une région donnée a donc tendance à *i*) impacter la plupart des sites de la région et *ii*) y rester à l'intérieur. 5 régions homogènes sont ainsi identifiées (figure 1b) : Golfe de Gascogne et Manche, Mer du Nord, Royaume-Uni Nord, Mer d'Irlande et Canal de Bristol. La méthode du *pooling* est ensuite appliquée pour chacune de ces régions séparément.
Le Tableau 1 contient les mesures de dépendance régionale des sections 2.3 et 2.4. Prenons l'exemple de la région 1 (Golfe de Gascogne et Manche), là où les tempêtes sont les plus fréquentes (environ 15 tempêtes en moyenne chaque année dans la région). La dépendance régionale y est la plus faible (Φ=0,49), en comparaison avec les autres régions : l'extension spatiale des tempêtes générant les surcotes extrêmes y est moindre.
Pour chacun des 29 sites de cette région, λ=1 surcote extrême de pleine mer a été en moyenne observée chaque année, pendant une durée locale d'observation de 34 ans en moyenne. Le fait de regrouper ces extrêmes dans l'échantillon régional équivaut à une durée effective d'observation estimée à D_{eff}=517 ans. Ainsi, pour chaque site de cette région, l'extrapolation des extrêmes a désormais lieu à partir de 517 ans de données, et non 34 ans comme ce serait le cas (en moyenne) pour une analyse locale.
La figure 2 confronte les estimations empiriques et théoriques (loi GPD avec γ=0,16 et k=0,12) des niveaux de retour régionaux. Les trois plus fortes tempêtes observées dans cette région, respectivement la tempête Martin du 27 décembre 1999, celle du 16 octobre 1987 et la tempête Xynthia des 27-28 février 2010, sont notamment assez bien approchées par la loi GPD. Par ailleurs, 100_r=6,57 ans signifie que tous les 6,57 ans en moyenne, une tempête génère en au moins un site de cette région une surcote de pleine mer de période de retour 100 ans (équation (2) pour T=100 ans).

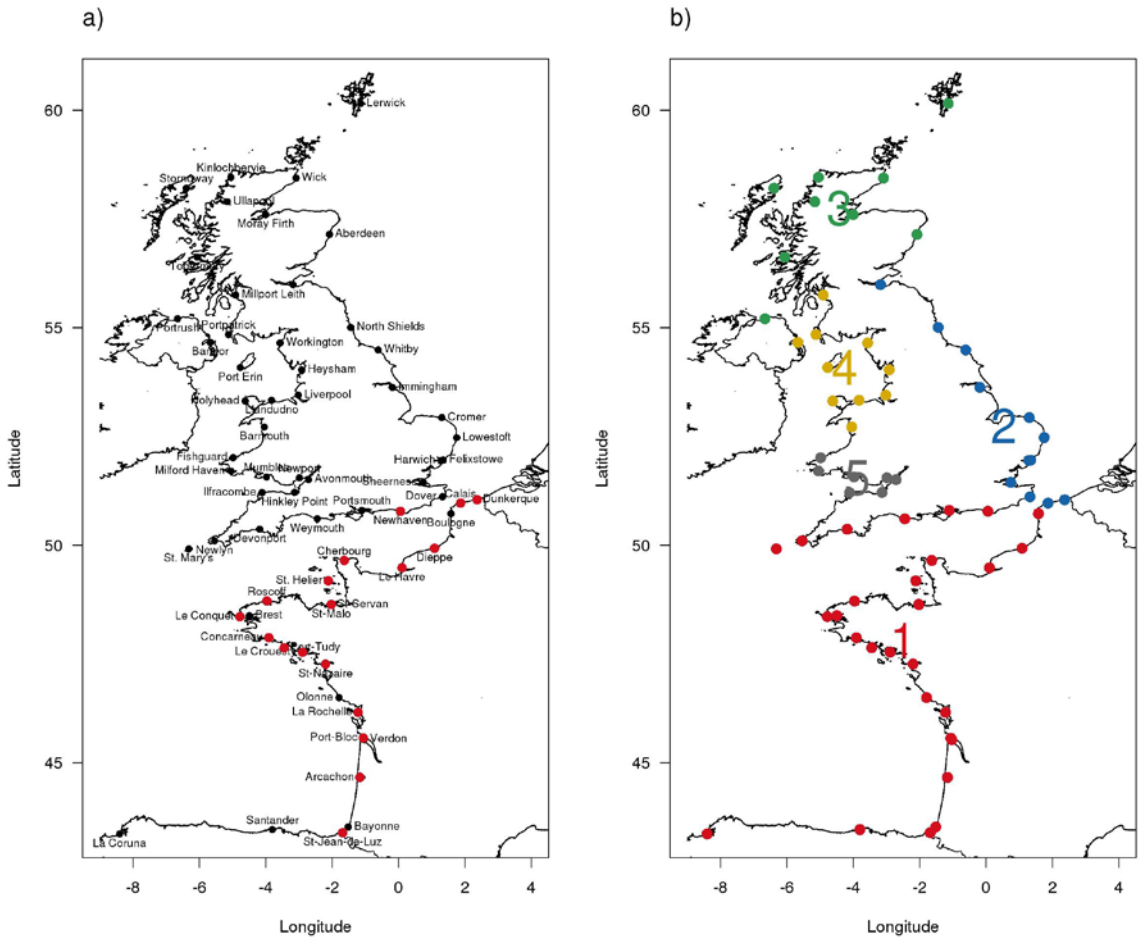

Figure 1. a) Empreinte de la tempête Xynthia du 27-28 février 2010 (sites impactés indiqués en rouge) b) Découpage proposé en 5 régions homogènes

Tableau 1. Mesures de dépendance régionale pour chaque région (nombre de sites entre parenthèses) : λ_r est le nombre annuel moyen de tempêtes, Φ est le degré normalisé de dépendance régionale, D_{eff} est la durée effective d'observation (en années, avec l'intervalle de confiance à 95%) et 100_r est la période de retour régionale (en années) correspondant à une période de retour locale de 100 ans.

Région	***1*** *(29)*	***2*** *(12)*	***3*** *(9)*	***4*** *(10)*	***5*** *(7)*
λ_r	*15,22*	*4,33*	*4,18*	*3,82*	*3,76*
Φ	*0,49*	*0,70*	*0,60*	*0,69*	*0,54*
D_{eff} ***(ans)***	*517 [452, 582]*	*151 [127, 175]*	*119 [96, 142]*	*90 [72, 108]*	*100 [83, 117]*
100_r ***(ans)***	*6,57*	*23,08*	*23,94*	*26,17*	*26,60*

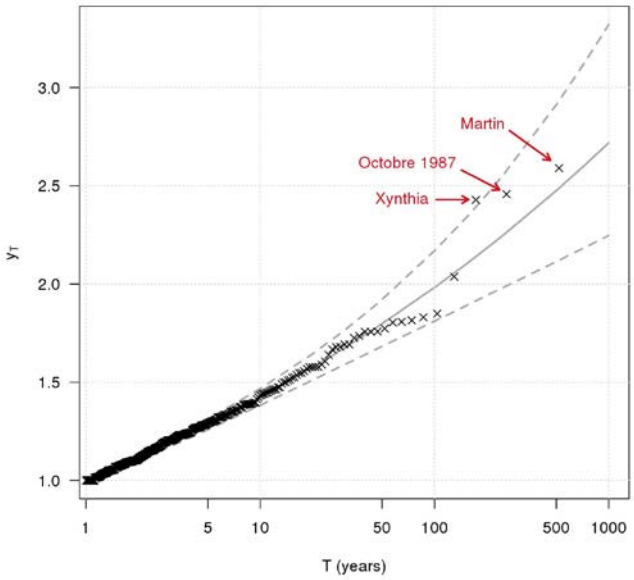

Figure 2. Evolution des niveaux de retour régionaux (normalisés) en fonction de la période de retour pour la région 1, avec intervalles de confiance bootstrap à 95%. Les croix correspondent aux observations de l'échantillon régional.

3.3 Périodes de retour des tempêtes les plus intenses dans la région 1

A titre d'exemple d'application de la méthode proposée, le Tableau 2 regroupe les estimations des périodes de retour des tempêtes les plus intenses observées dans la région 1 : la tempête Martin du 27 décembre 1999, celle du 16 octobre 1987 et Xynthia (27-28 février 2010). En particulier, l'estimation empirique (à partir des observations seulement) est différenciée de l'estimation théorique (issue de la modélisation par la loi GPD) de la période de retour. Ainsi, la surcote de pleine mer associée à la tempête Martin, qui a été la plus intense en termes de surcote normalisée observée, est estimée revenir dans la région tous les 34 ans (empiriquement) et 46 ans (théoriquement) en moyenne. Mais, à l'échelle d'un site quelconque de la région, cette surcote de pleine mer (en valeur normalisée) est estimée revenir tous les 518 ans (empiriquement) et 697 ans (théoriquement) en moyenne. En ce qui concerne la tempête Xynthia, la période de retour locale de la surcote de pleine mer normalisée correspondante est estimée à 173 ans (empiriquement) et 434 ans (théoriquement); sa période de retour régionale est quant à elle estimée à 11 ans (empiriquement) et 29 ans (théoriquement). On rappelle que ces estimations de périodes de retour ne considèrent que la variable "surcote de pleine mer".

Tableau 2. Estimation des périodes de retour (en années) des tempêtes Martin (27 décembre 1999), du 16 octobre 1987, et Xynthia (27-28 février 2010), à l'échelle locale et régionale (T_{loc}, T_{reg}), empirique et théorique (T_{emp}, $T_{théo}$).

Tempête	*Nombre de mesures disponibles dans la région*	$T_{loc,emp}$ *(ans)*	$T_{loc,théo}$ *(ans)*	$T_{reg,emp}$ *(ans)*	$T_{reg,théo}$ *(ans)*
Martin	*19/29 (66%)*	*518*	*697*	*34*	*46*
Octobre 1987	*17/29 (59%)*	*259*	*474*	*17*	*31*
Xynthia	*23/29 (79%)*	*173*	*434*	*11*	*29*

4. Discussion

Le modèle développé, en utilisant l'information régionale, permet notamment de limiter le problème des courtes durées d'observation. Cependant, le problème des lacunes dans les données demeure (par exemple, lors d'opérations de maintenance/remplacement de marégraphes, ou à cause de pannes ou de défaillances pendant certaines tempêtes). Nous pensons cependant qu'une analyse régionale est plus robuste et tient mieux compte des éventuelles lacunes qu'une analyse locale. Par exemple, pendant la tempête Martin, une surcote importante s'est produite à La Rochelle, vraisemblablement de l'ordre de 2 m, mais on ne dispose d'aucune mesure en ce site, à cause d'une panne de courant du marégraphe. Alors que la tempête Martin n'apparaît pas dans l'échantillon des surcotes mesurées à La Rochelle, la prise en compte de l'information régionale permet d'intégrer malgré tout cette tempête, via la mesure disponible au Verdon.

Par ailleurs, dans le modèle régional, l'indice local permet de représenter les spécificités de chaque site, par rapport aux caractéristiques régionales communes partagées par les sites de la région homogène. Ces spécificités locales peuvent être, par exemple, la configuration du trait de côte, la bathymétrie locale, ou encore des éventuels phénomènes de résonances, qui atténuent ou amplifient le signal régional de la surcote. Une amélioration possible du modèle régional serait de quantifier la part de ces différents effets de site intervenant dans l'indice local.

Par ailleurs, la zone d'étude a été impactée par une série de tempêtes assez remarquables au cours de l'hiver 2013-2014. Parmi elles, la tempête Xaver (5-8 décembre 2013) a notamment généré des surcotes de pleine mer de 1,12 m à Calais, 1,25 m à Dunkerque et 2 m à Lowestoft (DAUBORD (2014) et données BODC). En termes de valeurs normalisées, c'est à Calais que l'impact de la tempête Xaver a été le plus intense parmi ces 3 sites. Sur la base des résultats du modèle, la période de retour régionale (resp. locale) théorique de la surcote de pleine mer normalisée correspondant à la tempête Xaver est estimée à 11 ans (resp. 50 ans) dans la région 2 (Mer du Nord).

5. Conclusions

Par rapport à une analyse statistique locale des extrêmes, l'analyse régionale permet de réduire les incertitudes sur les niveaux de retour estimés. Cependant, les tempêtes générant les surcotes extrêmes impactant généralement plusieurs sites, la dépendance spatiale se doit d'être prise en compte, en effectuant une analyse régionale par *pooling*. La méthodologie présentée dans cet article permet de quantifier et d'intégrer les effets de la dépendance entre les sites. Il devient possible d'estimer de façon plus réaliste la durée effective régionale d'observation, ou encore de lier les périodes de retour régionale et locale d'une tempête, permettant ainsi de mieux apprécier le risque à différentes échelles spatiales. Une application aux surcotes extrêmes de pleine mer est proposée, avec un zoom sur les tempêtes ayant généré les surcotes de pleine mer les plus importantes sur les façades Atlantique, Manche et Mer du Nord.

6. Références bibliographiques

BERNARDARA P., ANDREEWSKY M., BENOIT M. (2011). *Application of the Regional Frequency Analysis to the estimation of extreme storm surges.* Journal of Geophysical Research, 116, C02008, pp 1–11. http://dx.doi.org/10.1029/2010JC006229

DAUBORD C. (2014). *Caractérisation de 7 évènements de tempête de l'automne-hiver 2013-2014 à partir des données disponibles au SHOM*. Rapport d'étude SHOM n°001/2014.

DAVISON A.C., SMITH R.L. (1990). *Models for exceedances over high thresholds*. Journal of the Royal Statistical Society Series B (Methodological), Vol. 52(3), pp 393-442.

HOSKING J.R.M., WALLIS J.R. (1997). *Regional Frequency Analysis. An approach based* 687 *on L-moments*. Cambridge University Press.

SIMON B. (2007). *La marée océanique côtière*. Editions de l'Institut Océanographique.

WEISS J., BERNARDARA P., BENOIT M. (2014a). *Formation of homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme significant wave heights.* Journal of Geophysical Research. http://dx.doi.org/10.1002/2013JC009668

WEISS J., BERNARDARA P., BENOIT M. (2014b). *Modelling intersite dependence for regional frequency analysis of extreme marine events*. Hal-00992636, http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00992636.

5.2.2 Compléments

Tests d'Anderson-Darling pour justifier l'échantillon régional

La méthode de l'échantillon régional suppose implicitement que la loi normalisée en chaque site d'une région est identique à celle du maximum régional d'une tempête. Afin de vérifier cette hypothèse, le test d'Anderson-Darling, évoqué dans le paragraphe 2.4.1 de l'article en section 5.1, a été appliqué en chaque site pour tester l'hypothèse nulle d'égalité de ces deux distributions. Aucune p-value résultante n'étant inférieure au seuil de risque 1%, rien ne laisse indiquer le rejet de cette hypothèse.

Lien entre périodes de retour empiriques et durée effective régionale

La figure 5.2 contient les périodes de retour empiriques des observations pour chacun des 5 échantillons régionaux, qui sont fonction de la durée effective régionale. Par exemple, la plus forte tempête ayant impacté la région 2 (Mer du Nord) est la tempête du 1er février 1953 (avec une intensité normalisée de 2.55). Empiriquement, le graphique montre que cette tempête revient environ tous les 152 ans en moyenne dans la région, avec un intervalle de confiance à 95% de [128 ans, 176 ans].

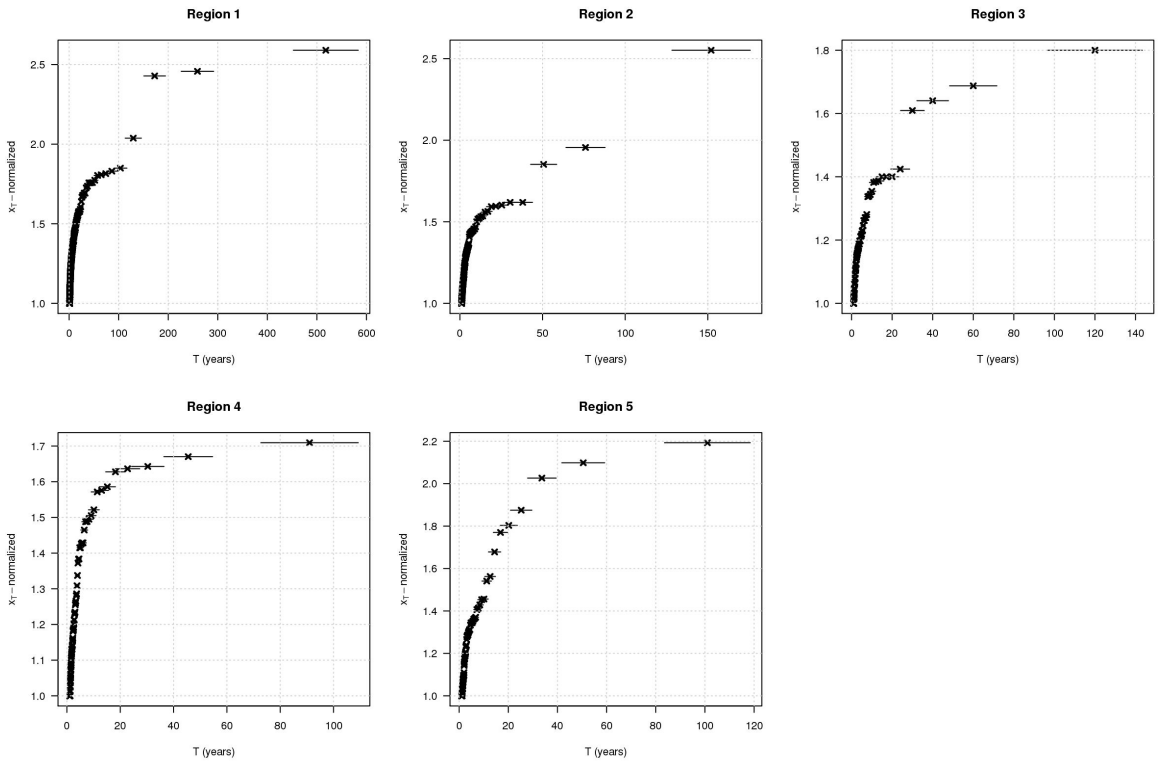

Figure 5.2: Périodes de retour empiriques des observations des 5 échantillons régionaux, avec intervalles de confiance à 95% (surcotes de pleine mer).

Lien entre périodes de retour régionale et locale

La figure 5.3 complète la dernière ligne du Tableau 1 de l'article de la section précédente, en montrant l'évolution de la période de retour régionale T_r en fonction de la période de retour locale T. Le modèle proposé implique que cette relation est linéaire, à travers le coefficient de dépendance régionale φ (formule (2) de l'article). Les estimations de φ étant similaires pour les régions 2 à 5, leurs courbes correspondantes sont quasiment confondues. Par exemple, en région 1 (Golfe de Gascogne et Manche), la surcote de pleine mer centennale (millénale) en un site donné serait générée par une tempête revenant en moyenne tous les 6.5 ans (65 ans) dans la région.

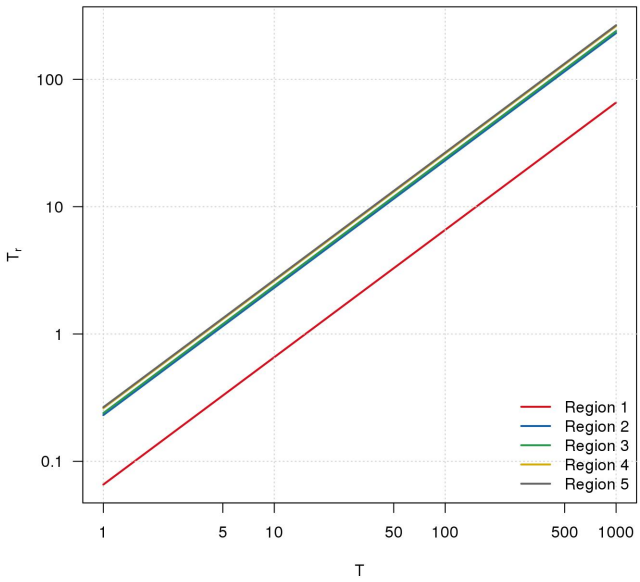

Figure 5.3: Période de retour régionale T_r en fonction de la période de retour locale T. Les courbes des régions 2 à 5 sont quasiment confondues.

Chapitre 6

Spécification et estimation de la loi régionale avec inclusion des effets saisonniers et directionnels

Ce chapitre vise à spécifier et estimer la loi régionale, par la méthode du pooling. En voici les points essentiels :

- *Les observations régionales sont soumises à des effets non-stationnaires. Des différences saisonnières sont ainsi identifiées à la fois pour les hauteurs significatives de vagues et les surcotes de pleine mer. Pour les vagues, les effets directionnels expliquent davantage la variabilité observée que les effets saisonniers. Par ailleurs, l'impact des indices de téléconnexion sur l'intensité régionale des extrêmes n'a pas été mis en évidence.*
- *Les effets directionnels (hauteurs significatives de vagues) et saisonniers (surcotes de pleine mer) sont incorporés dans la loi régionale. Celle-ci est modélisée par un mélange de lois GPD dont le paramètre d'échelle varie de façon continue selon le secteur directionnel ou la saison. Cette paramétrisation permet une meilleure prise en compte des phénomènes physiques à l'origine des extrêmes maritimes. Les modèles sont ensuite soumis à différents critères de sélection et de validation.*
- *L'estimation de la loi régionale permet de revenir ensuite à l'échelle locale. Les résultats détaillés des niveaux de retour locaux 100 ans sont présentés, pour les hauteurs significatives de vagues et les surcotes de pleine mer.*

Ce chapitre est consacré à la spécification et l'estimation de la loi régionale F_r, via la méthode du *pooling*. Plusieurs aspects y sont abordés, dont *i*) l'existence de facteurs physiques influençant les extrêmes maritimes et, par extension, F_r, *ii*) le moyen de prendre en compte ces facteurs dans la modélisation de F_r, et *iii*) les résultats des estimations des quantiles extrêmes aux échelles régionale et locale.

6.1 Effets non-stationnaires sur la loi régionale

La version de base du modèle de l'indice maritime (chapitre 1) suppose le caractère *i.i.d.* des observations. Cependant, cette hypothèse peut être remise en question dans le cas des données maritimes. Par exemple, des effets saisonniers, des effets liés à des cycles climatiques ou des perturbations dans les processus physiques générateurs des extrêmes peuvent être sources de non-stationnarités, modifiant le comportement probabiliste des observations. Cette section vise à identifier quels facteurs physiques influencent les caractéristiques statistiques des extrêmes maritimes (hauteurs significatives de vagues et surcotes de pleine mer), à l'échelle régionale (à travers les échantillons régionaux, constitués des intensités maximales régionales des aléas observés).

6.1.1 Tendances temporelles à long terme

Malgré un contexte d'évolution climatique, plusieurs arguments semblent indiquer que l'incorporation de tendances temporelles à long terme dans la modélisation des extrêmes maritimes n'est pas justifiée, ou en tout cas n'a pas d'importance significative.

Par exemple, en étudiant des séries de hauteurs significatives de vagues extrêmes au cours du siècle dernier dans l'Océan Atlantique, [130] n'ont décelé aucune tendance temporelle significative. De plus, par le biais de projections climatiques, [123] n'ont identifié aucun changement significatif au cours du 21ème siècle des surcotes décamillénales le long des côtes néerlandaises. Plusieurs travaux, e.g. [51, 134], ont par ailleurs montré que les niveaux marins extrêmes peuvent être sous l'influence de tendances temporelles significatives, mais que celles-ci sont principalement expliquées par des changements du niveau moyen local, et non de la surcote météorologique. L'éventuelle présence d'un eustatisme ayant déjà été prise en compte dans les observations de surcotes de pleine mer (section 2.2.5), les extrêmes de celles-ci peuvent raisonnablement être supposés sans tendance temporelle à long terme.

Plus généralement, l'impact du changement climatique sur l'activité des tempêtes n'a pas été clairement mis en évidence à ce jour, à cause de la difficulté de distinguer un changement significatif en dehors de la variabilité naturelle [41]. En conclusion, les tendances temporelles à long terme des extrêmes sont supposées nulles dans ce manuscrit.

6.1.2 Indices de téléconnexion

Les indices de téléconnexion permettent de décrire les conditions atmosphériques à grande échelle, et sont pertinents pour expliquer l'activité des tempêtes en Atlantique [117]. [102] a notamment souligné leur influence sur l'occurrence des tempêtes des latitudes moyennes. Les indices de téléconnexion permettent également de justifier certaines empreintes de tempêtes de hauteurs significatives de vagues en Atlantique Nord-Est (paragraphe 3.3 de l'article en section 4.2.1.1 de ce manuscrit).

Pour étudier l'influence des indices de téléconnexion sur la variabilité inter-annuelle du climat des vagues extrêmes en Atlantique Nord, [64] se sont concentrés sur les indices NAO (North Atlantic Oscillation), EA (East Atlantic), EA/WR (East Atlantic/Western Russia) et SCAND (Scandinavia). En particulier, les phases positives des indices NAO et EA semblent avoir un effet significatif sur la sévérité des vagues extrêmes. L'influence de ces indices de téléconnexion sur le climat moyen de vagues dans le Golfe de Gascogne est également mise en évidence par [79]. Les définitions de ces indices, ainsi que leurs valeurs mensuelles depuis janvier 1950 sont disponibles sur le site internet de la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration).

Afin d'étudier l'éventuelle influence des indices de téléconnexion sur l'intensité régionale des extrêmes maritimes, les valeurs mensuelles des indices NAO, EA, EA/WR et SCAND sont confrontées aux observations de l'échantillon régional. En particulier, l'intensité maximale normalisée de chaque tempête survenue dans la région est associée à l'indice correspondant au mois d'occurrence de cette tempête.

Ces indices de téléconnexion ne semblent pas avoir d'effets sur l'intensité régionale des extrêmes, que ce soit pour les hauteurs significatives de vagues ou les surcotes de pleine mer. La figure 6.1 (resp. 6.2) montre, par exemple, les observations de l'échantillon régional de hauteurs significatives de vagues (resp. surcotes de pleine mer) pour la région Golfe de Gascogne Nord (resp. région Golfe de Gascogne et Manche), en fonction des indices de téléconnexion mensuels NAO, EA, EA/WR et SCAND. Aucun lien clair ne semble apparaître, en particulier pour les tempêtes les plus intenses.

Bien que les indices de téléconnexion influencent l'occurrence des tempêtes, [101] n'ont, de même, pas identifié d'arguments permettant de les relier directement à l'intensité des tempêtes, contrairement aux résultats de [64]. En effet, certaines tempêtes particulièrement intenses surviennent aussi bien dans des phases positives que négatives de la NAO. Par exemple, la tempête Xynthia du 27-28 février 2010 est associée à une phase fortement négative de la NAO [82]. En termes de surcotes de pleine mer, cette tempête est représentée par la 3ème observation la plus élevée de l'échantillon régional de la figure 6.2.

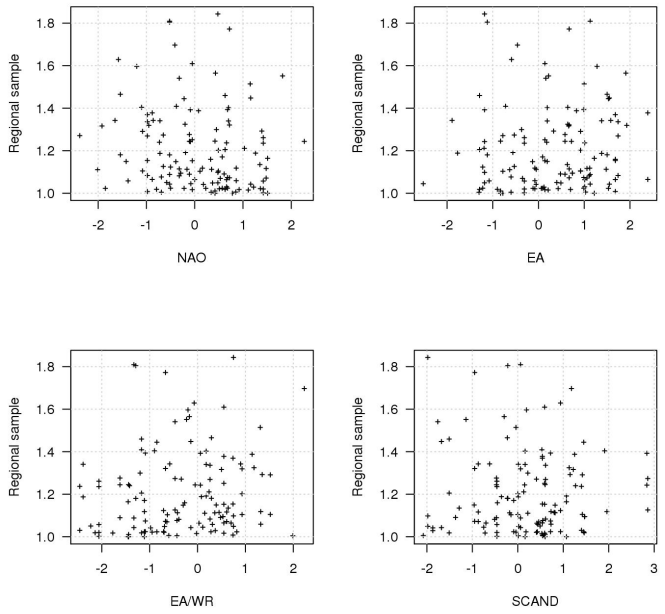

Figure 6.1: Hauteurs significatives de vagues : observations de l'échantillon régional de la région 5 (Golfe de Gascogne Nord) en fonction des indices de téléconnexion mensuels NAO, EA, EA/WR et SCAND.

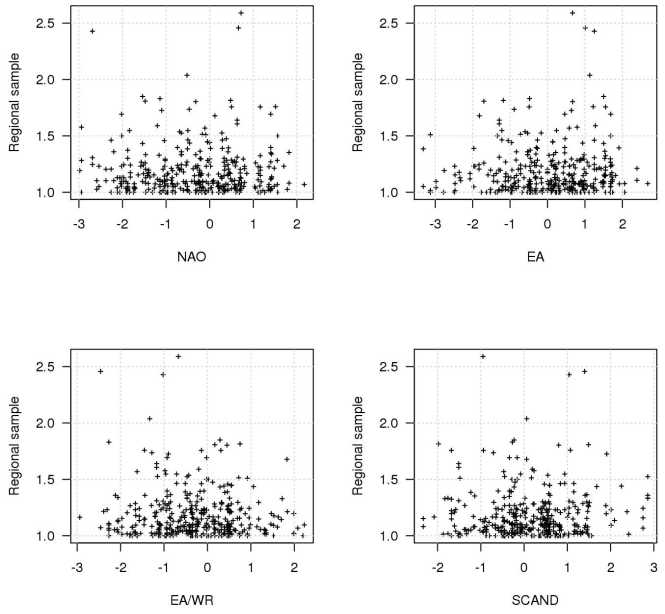

Figure 6.2: Surcotes de pleine mer : observations de l'échantillon régional de la région 1 (Golfe de Gascogne et Manche) en fonction des indices de téléconnexion mensuels NAO, EA, EA/WR et SCAND.

6.1.3 Effets saisonniers

L'existence d'effets saisonniers sur les conditions maritimes extrêmes a été mise en évidence par de nombreuses études. Par exemple, l'intensité des hauteurs significatives de vagues extrêmes varie selon la saison, en Mer du Nord [3, 95], au niveau de bouées espagnoles [88], de bouées du Pacifique Nord-Est [92], ou encore dans le Golfe du Mexique [67]. C'est également le cas pour les niveaux marins extrêmes, le long des côtes du Royaume-Uni [24], ou encore à San Francisco [91].

La saison d'occurrence des tempêtes serait donc un facteur influençant l'intensité régionale des extrêmes maritimes. Afin de le vérifier, les distributions saisonnières empiriques des échantillons régionaux sont examinées. La figure 6.3 (resp. 6.4) contient les boxplots saisonniers des échantillons régionaux de hauteurs significatives de vagues (resp. surcotes de pleine mer). Les extrêmes tendent ainsi à être plus intenses pendant les tempêtes d'automne et d'hiver. En particulier, dans chaque région, les tempêtes les plus intenses ont toutes été observées en hiver (à l'exception de la région 3 pour les surcotes de pleine mer). Ainsi, la saisonnalité semble gouverner l'intensité régionale des extrêmes maritimes. De plus, le nombre saisonnier de tempêtes observées indique également que la saison influe sur la fréquence des tempêtes, avec par exemple très peu de tempêtes survenant en été.

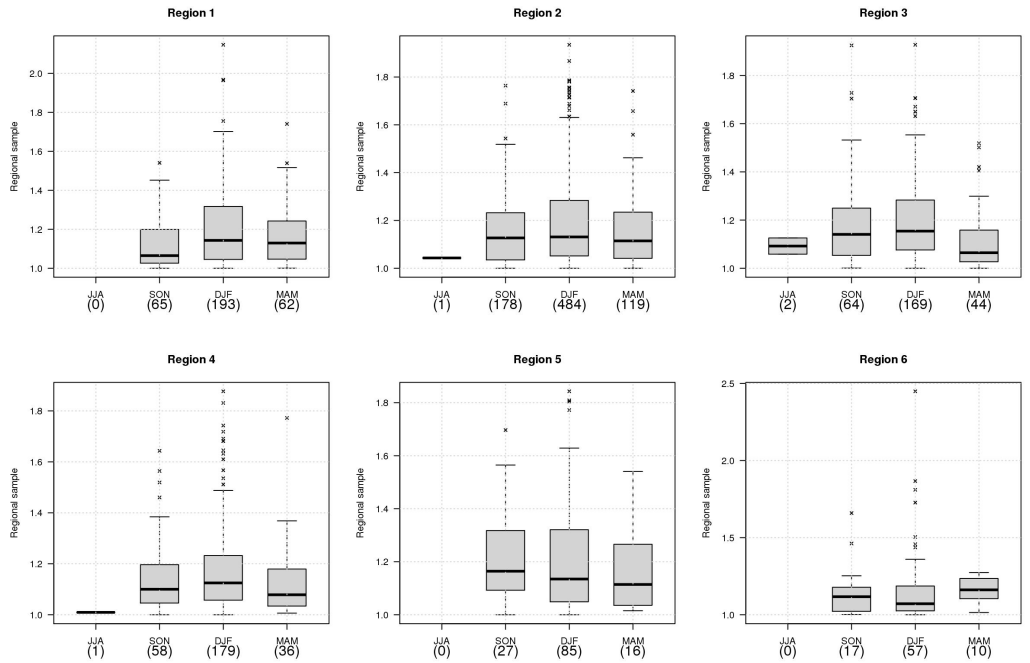

Figure 6.3: Hauteurs significatives de vagues : boxplots des échantillons régionaux selon la saison d'occurrence des tempêtes : été (JJA), automne (SON), hiver (DJF) et printemps (MAM). Les chiffres entre parenthèses indiquent le nombre de tempêtes observées pour chaque saison.

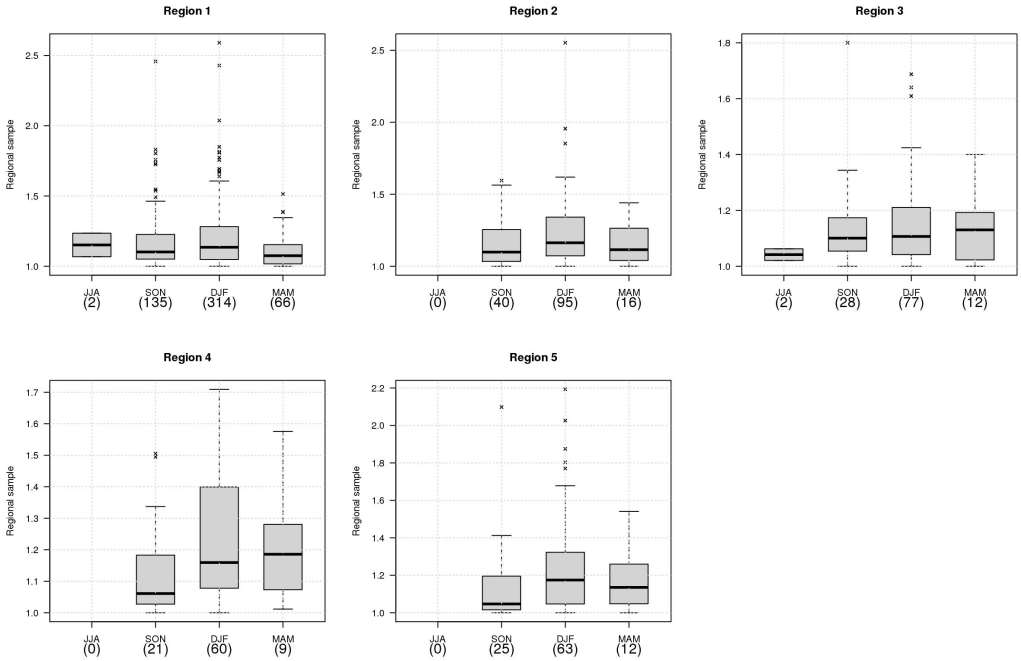

Figure 6.4: Surcotes de pleine mer : boxplots des échantillons régionaux selon la saison d'occurrence des tempêtes : été (JJA), automne (SON), hiver (DJF) et printemps (MAM). Les chiffres entre parenthèses indiquent le nombre de tempêtes observées pour chaque saison.

6.1.4 Effets directionnels pour les hauteurs significatives de vagues

Les vagues sont généralement soumises à des effets directionnels. En particulier, l'influence de la direction dans l'intensité des hauteurs significatives de vagues extrêmes a été clairement identifiée dans le Golfe du Mexique par [66, 68], au large des côtes orientales du Canada par [52], et en Mer du Nord par [38].

Pour chaque observation de l'échantillon régional, la direction de la tempête correspondante est définie comme la direction médiane des vagues survenues en chaque site impacté par cette tempête. Ces directions sont ensuite réparties en 8 secteurs directionnels. La figure 6.5 contient les boxplots des échantillons régionaux de hauteurs significatives de vagues, selon ces secteurs directionnels. L'intensité régionale des hauteurs significatives de vagues extrêmes semble ainsi soumise à des effets directionnels. Par exemple, les tempêtes de secteur Ouest sont, globalement, celles produisant les extrêmes les plus intenses dans l'ensemble de la zone d'étude. La région 3 (Mer du Nord) subit quant à elle des tempêtes particulièrement intenses de secteur Nord-Ouest et Nord. La figure 6.5 renseigne également sur la fréquence directionnelle des tempêtes : aucune tempête de secteur Est n'a par exemple été observée dans les régions 5 et 6 (Golfe de Gascogne Nord et Sud).

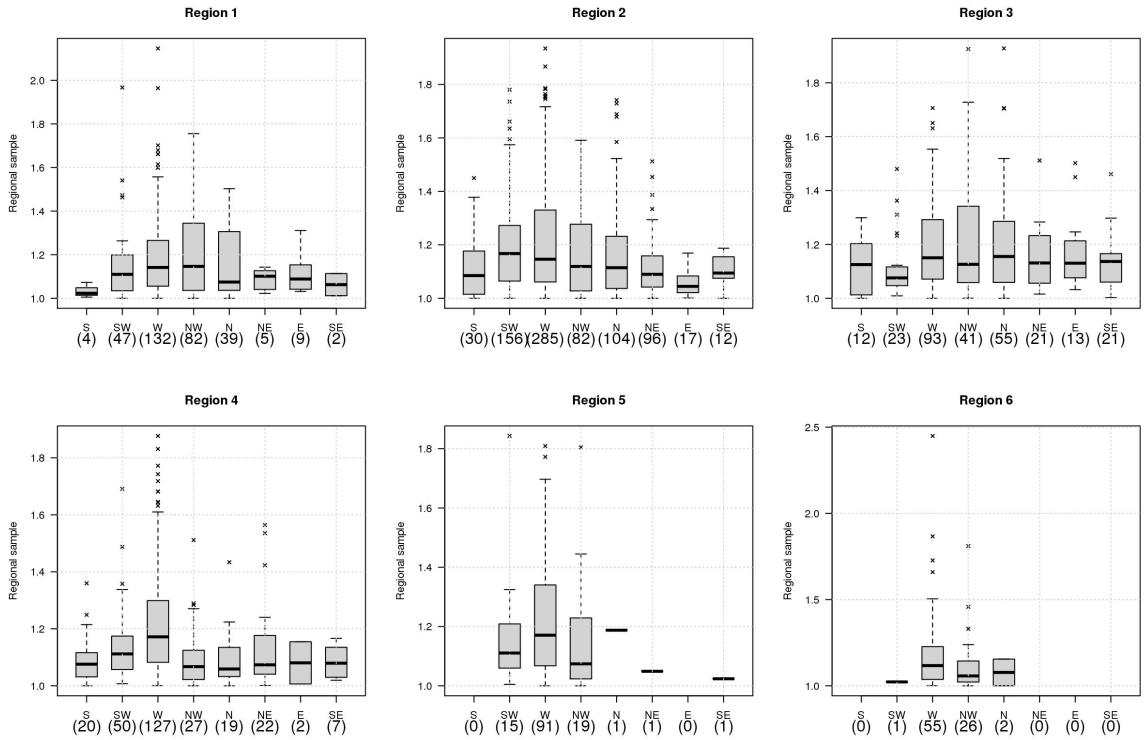

Figure 6.5: Hauteurs significatives de vagues : boxplots des échantillons régionaux selon les secteurs directionnels des tempêtes : Sud (S), Sud-Ouest (SW), Ouest (W), Nord-Ouest (NW), Nord (N), Nord-Est (NE), Est (E) et Sud-Est (SE). Les chiffres entre parenthèses indiquent le nombre de tempêtes observées pour chaque secteur.

6.2 Spécification et estimation de la loi régionale

[69, 70] ont souligné l'importance de capturer les effets de covariables pour modéliser les extrêmes maritimes. Dans le cas des vagues par exemple, un modèle directionnel explique généralement mieux la variabilité observée qu'un modèle ignorant les effets directionnels. De plus, les critères omnidirectionnels issus d'un modèle directionnel sont plus précis et préférables à ceux provenant d'un modèle non-directionnel. [3] ont également montré qu'ignorer les effets saisonniers des vagues pouvait entraîner une sous-estimation importante des niveaux de retour.

Ainsi, les covariables identifiées dans la section précédente comme ayant un impact significatif sur la variabilité observée doivent être incorporées dans la modélisation de la loi régionale. Ces covariables sont i) la saison d'occurrence et le secteur directionnel des tempêtes pour les hauteurs significatives de vagues, et ii) la saison d'occurrence des tempêtes pour les surcotes de pleine mer.

Par ailleurs, les échantillons locaux étant composés de dépassements de seuils (chapitre 3), la loi *GPD* est justifiée par la théorie des valeurs extrêmes pour décrire leur distribution de probabilité. Cette théorie est cependant basée sur une approximation asymptotique, ce qui peut rendre son application parfois délicate, quand il n'y a que peu d'observations par exemple. Certains auteurs, e.g. [47, 60, 87], suggèrent ainsi d'utiliser d'autres lois qui peuvent mieux s'ajuster aux observations, comme par exemple les lois Weibull, Gamma, Kappa ou Wakeby. Cependant, seule la théorie des valeurs extrêmes offre un cadre rigoureux permettant de justifier les lois retenues. Ce manuscrit reste donc dans le cadre cette théorie, en considérant uniquement la loi *GPD* (dont la loi exponentielle est un cas particulier).

Cette section présente comment estimer la loi régionale, et aborde notamment les questions de *i*) la paramétrisation de la loi régionale F_r, en se basant sur la loi *GPD* et en intégrant les effets non-stationnaires identifiés, *ii*) la sélection du modèle s'ajustant le mieux aux observations, et *iii*) l'évaluation des incertitudes sur les estimations des extrêmes.

6.2.1 Paramétrisation de la loi régionale

6.2.1.1 Stratégie de modélisation

L'idée de base pour capturer les effets de covariables sur la variabilité observée des extrêmes est de faire varier les paramètres de la loi régionale F_r selon, par exemple, la direction des tempêtes de vagues, ou la saison d'occurrence des tempêtes de surcotes de pleine mer. Sous sa forme la plus simple, F_r est une $GPD(1, \gamma_r, k_r)$, où γ_r et k_r sont respectivement des paramètres d'échelle et de forme (équation (3.3)). Compte tenu de la difficulté pour estimer k_r, les effets de covariables seront uniquement inclus dans le paramètre d'échelle γ_r. Pour ce faire, il est généralement distingué dans la littérature scientifique une approche "discrète" d'une approche "continue".

L'approche "discrète" est analogue aux modèles de mélange. Le principe est d'homogénéiser les observations en les partitionnant selon les différentes modalités des covariables, et d'estimer une loi différente pour chaque sous-échantillon. Pour les hauteurs significatives de vagues extrêmes, [42] ont utilisé un modèle directionnel discret, et [95] un modèle saisonnier discret. Pour estimer les pluies extrêmes, [44] ont proposé un modèle discret via un échantillonnage en type de temps saisonniers. Par exemple, un modèle saisonnier discret pour les surcotes de pleine mer consisterait à estimer une loi *GPD* pour chacune des 4 saisons. Les quantiles de la loi inconditionnelle F_r sont ensuite estimés sur la base de l'ensemble des classes de covariables. Les inconvénients de cette approche sont *i*) un nombre final de paramètres possiblement élevé, et *ii*) l'absence de relations entre paramètres des différentes classes de covariables.

L'approche "continue" consiste à introduire une variation lisse des paramètres selon les

covariables, par exemple avec des séries de Fourier ou des splines périodiques, pour assurer davantage de cohérence physique [69]. [88, 91] ont ainsi utilisé un modèle saisonnier continu pour l'analyse des maxima mensuels de niveaux marins et de hauteurs significatives de vagues. Un modèle directionnel continu pour les vagues a été proposé par [38, 66]. Bien que généralement plus parcimonieuse (il y a moins de paramètres à estimer) que l'approche "discrète", l'approche "continue" présente des temps de calcul relativement élevés des quantiles inconditionnels, dû à l'absence d'expression explicite de la loi inconditionnelle (voir, e.g., la section 4.4 de [3]).

Dans ce manuscrit, une approche "mixte", combinant les avantages des deux approches, est proposée. Le principe est *i*) d'homogénéiser les observations en les partitionnant selon les différentes modalités des covariables, et *ii*) d'estimer une loi différente pour chaque classe, et où il existe une variation lisse entre paramètres de classes voisines. Cette approche permet d'obtenir des modèles parcimonieux, avec une cohérence physique dans l'évolution des paramètres selon les covariables, ainsi qu'une évaluation simple des quantiles inconditionnels, tout en ayant une représentation explicite de F_r. Les notations suivantes sont utilisées :

- s est une tempête quelconque.
- $M_{r,s}$ est l'observation de l'échantillon régional associée à la tempête s. Rappelons que pour une région homogène quelconque, l'échantillon régional, de loi F_r, est constitué des maxima régionaux normalisés de chaque tempête ayant impacté cette région (voir l'article de la section 5.1).
- $c = 1, ..., C$ est une modalité des C covariables (dans le cas des vagues par exemple, c peut représenter les flux d'ouest pour les $C = 8$ secteurs directionnels).
- $\delta_{r,s}$ est la covariable associée à la tempête s de la région r (par exemple dans le cas des vagues, $\delta_{r,s} = c$ si la tempête s ayant impacté la région r est de secteur directionnel c).
- $F_{r,c}$ est la fonction de répartition de la variable aléatoire $M_{r,s} \mid \delta_{r,s} = c$.
- $p_{r,c} = \mathbb{P}(\delta_{r,s} = c)$ est la probabilité que la covariable associée à la tempête s soit de modalité c.

Conditionnellement à la modalité $c = 1, ..., C$, la loi régionale est paramétrée de la façon suivante :

$$M_{r,s} \mid \delta_{r,s} = c \sim GPD(1, \gamma_{r,c}, k_r) \tag{6.1}$$

où

$$log(\gamma_{r,c}) = \gamma_r^0 + \gamma_r^1 \cos\left(\frac{2\pi}{C}c\right) + \gamma_r^2 \sin\left(\frac{2\pi}{C}c\right) \tag{6.2}$$

avec γ_r^0, γ_r^1 et $\gamma_r^2 \in \mathbb{R}$. L'utilisation du logarithme permet de conserver la contrainte $\gamma_{r,c} \geq 0$. Les effets de la covariable sont représentés par une fonction sinusoïdale (série de Fourier tronquée d'ordre 1), assurant une variation lisse entre paramètres de classes différentes. Par la formule des probabilités totales, la loi régionale inconditionnelle F_r s'écrit comme un mélange de lois *GPD* :

$$\forall y \geq 1,\ F_r(y) = \sum_{c=1}^{C} p_{r,c} F_{r,c}(y) \tag{6.3}$$

En particulier, le niveau de retour régional inconditionnel T-ans, $y_{r,T} = F_r^{-1}\left(1 - \frac{1}{\lambda T}\right)$, est solution de :

$$\sum_{c=1}^{C} p_{r,c} F_{r,c}(y) = 1 - \frac{1}{\lambda T} \tag{6.4}$$

où $\lambda = 1$ est l'occurrence annuelle moyenne des tempêtes en chaque site de la région.

Soit $\theta_r = (p_{r,1}, ..., p_{r,C-1}, \gamma_r^0, \gamma_r^1, \gamma_r^2, k_r)$ les $C+3$ paramètres de F_r intervenant dans les équations (6.1) à (6.3) ($p_{r,C}$ est déterminé par $p_{r,C} = 1 - \sum_{c=1}^{C-1} p_{r,c}$). Ce modèle permet ainsi de faire varier l'intensité (via $\gamma_{r,c}$) et la fréquence (via $p_{r,c}$) régionale des extrêmes, selon les covariables observées (saison ou direction des tempêtes).

Dans le cadre d'analyses statistiques locales, [33, 70, 92] proposent de moduler non seulement le paramètre d'échelle, mais aussi le seuil de la loi *GPD* selon les covariables. Cependant, la borne inférieure du support de la loi régionale est, par construction, fixée à 1 : le seuil définissant les tempêtes n'est donc pas directement modélisable en fonction des covariables. Néanmoins, un modèle régional plus élaboré pourrait, par exemple, supposer une structure paramétrique pour les fréquences $(p_{r,c})_{c=1,...,C}$.

6.2.1.2 Méthode d'estimation de la loi régionale

Les méthodes d'estimation du maximum de vraisemblance et des L-moments sont parmi les plus utilisées dans le cadre de la théorie des valeurs extrêmes. En particulier, l'estimateur du maximum de vraisemblance est réputé pour ses propriétés d'optimalité asymptotique [22]. La méthode des L-moments est quant à elle populaire du fait de sa simplicité de mise en œuvre et de ses bonnes performances pour des échantillons de petite taille [56]. Cependant, la méthode des L-moments ne peut directement incorporer des covariables dans la procédure d'estimation, à la différence du maximum de vraisemblance [71]. Ainsi, le modèle des équations (6.1) à (6.3) convient particulièrement à une estimation par maximum de vraisemblance.

En particulier, [23] ont introduit l'estimation par maximum de vraisemblance pénalisé. Le principe est de combiner l'efficacité asymptotique du maximum de vraisemblance et la

précision des L-moments pour des échantillons de petite taille. Dans le cas de F_r, cette procédure pénalise des estimations élevées du paramètre de forme k_r. Le maximum de vraisemblance pénalisé est implémenté dans la fonction *fitgpd* du package POT du logiciel statistique R [107].

Les paramètres $\gamma_r^0, \gamma_r^1, \gamma_r^2$ et k_r des équations (6.1) et (6.2) sont donc estimés par maximum de vraisemblance pénalisé. Les fréquences $(p_{r,c})_{c=1,\dots,C}$ intervenant dans l'équation (6.3) sont estimées par maximum de vraisemblance, comme la proportion observée des tempêtes ayant la modalité c parmi l'ensemble des tempêtes.

6.2.2 Sélection de modèle

6.2.2.1 Critère de sélection de modèle

Les équations (6.1) à (6.3) spécifient la loi régionale F_r. Cependant, 8 sous-modèles peuvent être dérivés de ce modèle global, selon les valeurs des paramètres $(\gamma_r^0, \gamma_r^1, \gamma_r^2, k_r)$. Les modèles possibles et les contraintes correspondantes sur les paramètres sont contenus dans la table 6.1. En particulier, le modèle le plus simple est la loi exponentielle simple sans covariables (modèle exp, où $\gamma_r^1 = \gamma_r^2 = k_r = 0,\ \gamma_r^0 \in \mathbb{R}$) et le plus complexe correspond au mélange de lois *GPD* avec inclusion des termes en cosinus et sinus pour la covariable (modèle $\text{gpd}_{\cos\sin}$, où $\gamma_r^0, \gamma_r^1, \gamma_r^2, k_r \in \mathbb{R}$).

Table 6.1: Définition des 8 modèles selon la paramétrisation de la loi régionale F_r (équations (6.1) à (6.3)).

Modèle	**Paramètres**
exp	$\gamma_r^1 = \gamma_r^2 = k_r = 0,\ \gamma_r^0 \in \mathbb{R}$
$\text{exp}_{\cos}$	$\gamma_r^2 = k_r = 0,\ (\gamma_r^0, \gamma_r^1) \in \mathbb{R}^2$
$\text{exp}_{\sin}$	$\gamma_r^1 = k_r = 0,\ (\gamma_r^0, \gamma_r^2) \in \mathbb{R}^2$
$\text{exp}_{\cos\sin}$	$k_r = 0,\ (\gamma_r^0, \gamma_r^1, \gamma_r^2) \in \mathbb{R}^3$
gpd	$\gamma_r^1 = \gamma_r^2 = 0,\ (\gamma_r^0, k_r) \in \mathbb{R}^2$
$\text{gpd}_{\cos}$	$\gamma_r^2 = 0,\ (\gamma_r^0, \gamma_r^1, k_r) \in \mathbb{R}^3$
$\text{gpd}_{\sin}$	$\gamma_r^1 = 0,\ (\gamma_r^0, \gamma_r^2, k_r) \in \mathbb{R}^3$
$\text{gpd}_{\cos\sin}$	$(\gamma_r^0, \gamma_r^1, \gamma_r^2, k_r) \in \mathbb{R}^4$

Pour sélectionner parmi ces 8 modèles celui qui s'ajuste le mieux aux observations, la littérature scientifique fournit plusieurs critères. Parmi les plus populaires se trouve le critère *AIC* (*Akaike Information Criterion*), e.g. [32, 76, 92]. Introduit par [2], il est basé sur la théorie de l'information et le principe de l'entropie maximale. Son calcul requiert une estimation par maximum de vraisemblance. Soient L_m la valeur de la vraisemblance du modèle m évaluée au maximum de vraisemblance, et p_m le nombre de paramètres du

modèle m. Le critère AIC du modèle m est défini par :

$$AIC_m = -2\log(L_m) + 2p_m \tag{6.5}$$

Le principe est de retenir le modèle permettant un bon compromis entre adéquation aux observations (vraisemblance maximisée) et parcimonie (pénalisation par le nombre de paramètres). Le meilleur modèle au sens de l'AIC est donc celui qui minimise l'équation (6.5).

Par ailleurs, le critère BIC (*Bayesian Information Criterion*), introduit par [116], est développé selon un principe similaire à celui de l'AIC, mais dans un contexte Bayésien. [1, 93] l'ont par exemple utilisé pour la sélection de modèle. Par rapport à l'AIC, le critère BIC a tendance à sélectionner des modèles plus parcimonieux. Dans ce manuscrit, seul le critère AIC est considéré pour la sélection de modèle.

6.2.2.2 Résultats

Pour les covariables *saison* ($C = 4$ modalités pour les hauteurs significatives de vagues et les surcotes de pleine mer) et *secteur directionnel* ($C = 8$ modalités pour les hauteurs significatives de vagues), le modèle retenu pour la loi régionale F_r est celui qui minimise le critère AIC parmi les 8 modèles possibles de la table 6.1.

Hauteurs significatives de vagues

La table 6.2 indique les valeurs obtenues du critère AIC des 8 modèles pour la covariable *saison*. Excepté les régions 5 et 6 (Golfe de Gascogne Nord et Sud), où les modèles exp et gpd sont respectivement retenus, l'intégration des effets saisonniers dans la loi régionale est pertinente. Par ailleurs, d'après la table 6.3, les effets directionnels semblent significatifs pour chacune des 6 régions. Ils paraissent même expliquer davantage la variabilité des hauteurs significatives de vagues que les effets saisonniers : les AIC des modèles directionnels retenus sont en effet toujours inférieurs aux AIC des modèles saisonniers sélectionnés.

Il serait théoriquement possible de construire un modèle intégrant à la fois effets saisonniers et directionnels ; cependant la plupart des classes des $4 \times 8 = 32$ modalités de la covariable *saison/secteur directionnel* n'auraient que trop peu d'observations pour une estimation fiable du modèle. Ainsi, seuls les effets directionnels sont conservés pour modéliser la loi régionale des hauteurs significatives de vagues.

La table 6.4 contient les estimations des paramètres des 6 modèles directionnels retenus, par maximum de vraisemblance pénalisé. Des lois exponentielles ($k_r = 0$) sont notamment retenues dans les régions 1 (Atlantique Sud), 4 (Manche et ses approches) et 5 (Golfe de Gascogne Nord). Les paramètres de forme sont négatifs pour les régions 2 (Atlantique

Nord, $k_2 = -0.12$) et 3 (Mer du Nord, $k_3 = -0.15$), indiquant des lois régionales bornées supérieurement. Le seul paramètre de forme positif est obtenu en région 6 (Golfe de Gascogne Sud, $k_6 = 0.31$), suggérant une forte asymétrie régionale des extrêmes. La tempête Klaus du 23-24 janvier 2009 y a notamment été particulièrement intense. Notons que pour le modèle gpd_{sin} de cette région, le maximum de vraisemblance usuel aurait donné $k_6 = 0.36$ au lieu de $k_6 = 0.31$ obtenu par maximum de vraisemblance pénalisé. Par ailleurs, pour cette région, un modèle gpd non-directionnel estimerait $k_6 = 0.32$ par maximum de vraisemblance pénalisé, $k_6 = 0.38$ par maximum de vraisemblance usuel et $k_6 = 0.36$ par la méthode des L-moments. Les paramètres d'échelle $(\gamma_{r,c})_{c=1,\ldots,8}$ des lois GPD directionnelles (équations (6.1) et (6.2)) sont fournis dans la table 6.5.

Table 6.2: AIC des 8 modèles pour la covariable *saison* pour chacune des 6 lois régionales (hauteurs significatives de vagues). Le modèle minimisant l'AIC est indiqué en gras.

Région	exp	exp_{cos}	exp_{sin}	$\text{exp}_{\text{cos sin}}$	gpd	gpd_{cos}	gpd_{sin}	$\text{gpd}_{\text{cos sin}}$
1	-445.4	-445.5	-450.5	**-450.9**	-443.4	-443.5	-448.6	-449.0
2	-1128.8	-1126.9	-1134.4	-1132.4	-1128.6	-1126.7	**-1135.7**	-1133.7
3	-380.3	-381.7	-381.9	-385.5	-380.2	-382.1	-381.3	**-385.5**
4	-434.3	-432.5	**-435.6**	-434.2	-432.4	-430.5	-433.6	-432.2
5	**-146.7**	-145.1	-144.9	-143.6	-145.2	-143.6	-143.7	-142.3
6	-132.2	-130.2	-130.5	-128.5	**-139.0**	-137.3	-137.2	-135.5

Table 6.3: AIC des 8 modèles pour la covariable *secteur directionnel* pour chacune des 6 lois régionales (hauteurs significatives de vagues). Le modèle minimisant l'AIC est indiqué en gras.

Région	exp	exp_{cos}	exp_{sin}	$\text{exp}_{\text{cos sin}}$	gpd	gpd_{cos}	gpd_{sin}	$\text{gpd}_{\text{cos sin}}$
1	-445.4	**-454.3**	-443.7	-453.7	-443.4	-452.3	-441.7	-451.7
2	-1128.8	-1143.1	-1154.6	-1170.5	-1128.6	-1145.7	-1155.6	**-1176.5**
3	-380.3	-385.9	-378.8	-384.9	-380.2	**-388.8**	-378.9	-388.6
4	-434.3	-443.0	-438.9	**-445.8**	-432.4	-441.2	-436.9	-443.8
5	-146.7	-145.3	-146.5	**-147.6**	-145.2	-143.7	-144.9	-146.0
6	-132.2	-131.7	-134.2	-132.7	-139.0	-138.0	**-140.1**	-138.7

Table 6.4: Paramètres θ_r estimés des modèles retenus pour chacune des 6 lois régionales (hauteurs significatives de vagues). La covariable est le secteur directionnel des tempêtes : Sud (S), Sud-Ouest (SW), Ouest (W), Nord-Ouest (NW), Nord (N), Nord-Est (NE), Est (E) et Sud-Est (SE).

Région	**Modèle**	γ_r^0	γ_r^1	γ_r^2	k_r	$p_{r,S}$	$p_{r,SW}$	$p_{r,W}$	$p_{r,NW}$	$p_{r,N}$	$p_{r,NE}$	$p_{r,E}$	$p_{r,SE}$
1	$\exp_{\cos}$	-1.99	-0.46	0.00	0.00	0.01	0.15	0.41	0.26	0.12	0.02	0.03	0.01
2	$\mathrm{gpd}_{\cos\sin}$	-1.84	-0.35	0.25	-0.12	0.04	0.20	0.36	0.10	0.13	0.12	0.02	0.02
3	$\mathrm{gpd}_{\cos}$	-1.67	-0.29	0.00	-0.15	0.04	0.08	0.33	0.15	0.20	0.08	0.05	0.08
4	$\exp_{\cos\sin}$	-2.06	-0.38	0.21	0.00	0.07	0.18	0.46	0.10	0.07	0.08	0.01	0.03
5	$\exp_{\cos\sin}$	-2.40	-0.64	0.64	0.00	0.00	0.12	0.71	0.15	0.01	0.01	0.00	0.01
6	$\mathrm{gpd}_{\sin}$	-2.51	0.00	0.68	0.31	0.00	0.01	0.65	0.31	0.02	0.00	0.00	0.00

Table 6.5: Paramètres d'échelle $\gamma_{r,c}$ des lois *GPD* directionnelles, pour chacune des 6 lois régionales (hauteurs significatives de vagues) : Sud (S), Sud-Ouest (SW), Ouest (W), Nord-Ouest (NW), Nord (N), Nord-Est (NE), Est (E) et Sud-Est (SE).

Région	$\gamma_{r,S}$	$\gamma_{r,SW}$	$\gamma_{r,W}$	$\gamma_{r,NW}$	$\gamma_{r,N}$	$\gamma_{r,NE}$	$\gamma_{r,E}$	$\gamma_{r,SE}$
1	0.10	0.14	0.19	0.22	0.19	0.14	0.10	0.09
2	0.15	0.20	0.24	0.22	0.17	0.12	0.10	0.11
3	0.15	0.19	0.23	0.25	0.23	0.19	0.15	0.14
4	0.11	0.16	0.19	0.19	0.14	0.10	0.08	0.09
5	0.09	0.17	0.22	0.17	0.09	0.05	0.04	0.05
6	0.13	0.16	0.13	0.08	0.05	0.04	0.05	0.08

La figure 6.6 représente les estimations des médianes et quantiles d'ordre 0.99 par secteurs directionnels, pour chacune des 6 lois régionales. La forme sinusoïdale inhérente aux modèles reproduit de manière satisfaisante la variabilité des observations partitionnées par secteurs directionnels. Les intensités maximales des extrêmes sont notamment attendues pour des vagues de secteurs Ouest (régions 2, 4 et 5) et Nord-Ouest (régions 1 et 3). Le modèle pour la région 6 (Golfe de Gascogne Sud) estime cependant une intensité maximale pour des vagues de secteur Sud-Ouest, alors que le secteur Ouest aurait certainement mieux concordé avec les observations ; ce décalage devrait n'avoir néanmoins que peu de conséquences pratiques, au vu de la valeur $p_{6,SW} = 0.01$ (table 6.4).

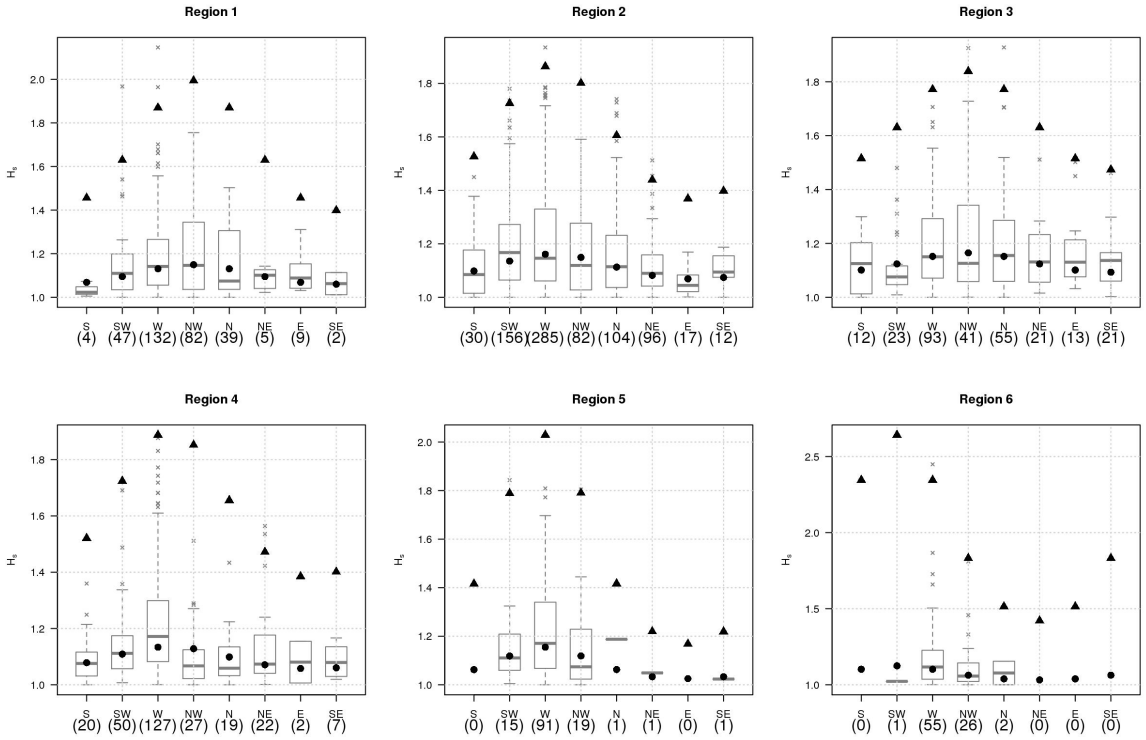

Figure 6.6: Médianes (points) et quantiles d'ordre 0.99 (triangles) estimés pour les 6 lois régionales, selon les 8 secteurs directionnels des tempêtes (hauteurs significatives de vagues). Les boxplots des échantillons régionaux sont représentés en gris, et les chiffres entre parenthèses indiquent le nombre de tempêtes observées pour chaque secteur.

[69, 70] ont averti sur une possible sous-estimation des hauteurs de vagues extrêmes quand les effets directionnels ne sont pas pris en compte, les critères omnidirectionnels issus d'un modèle directionnel étant notamment préférables à ceux provenant d'un modèle non-directionnel. Afin de vérifier ces résultats, les niveaux de retour régionaux T-ans omni-directionnels résultant des modèles directionnels sont comparés à ceux issus des modèles

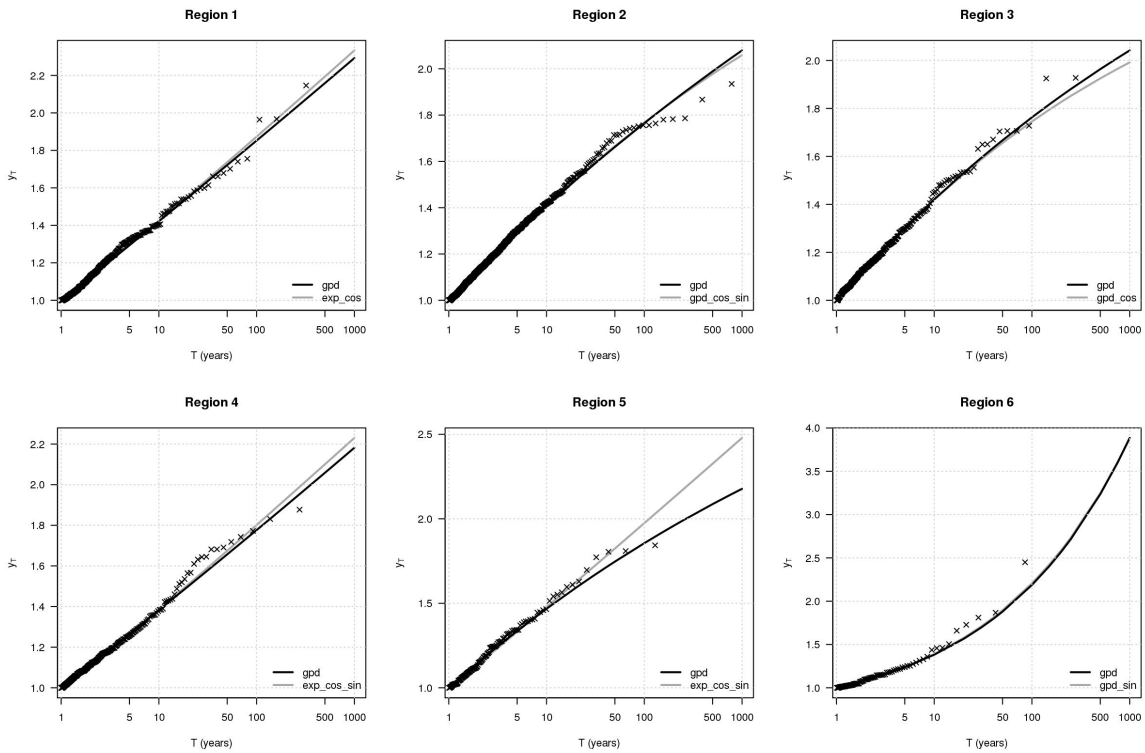

Figure 6.7: Comparaison des niveaux de retour régionaux T-ans omnidirectionnels résultant des modèles directionnels retenus (courbes grises) et des modèles gpd non-directionnels (courbes noires), pour chacune des 6 régions (hauteurs significatives de vagues).

gpd non-directionnels sur la figure 6.7. Les conséquences opérationnelles d'un choix entre modèle directionnel et non-directionnel semblent limitées concernant les niveaux de retour omnidirectionnels, sauf dans la région 5 (Golfe de Gascogne Nord) où l'emploi du modèle gpd peut en effet induire une sous-estimation des extrêmes par rapport au modèle directionnel $\exp_{\cos\sin}$. La différence observée dans cette région peut s'expliquer par la forte intensité des vagues de secteur Ouest par rapport aux autres secteurs (figure 6.6). Pour les autres régions, même si les modèles non-directionnels impliquent des critères omnidirectionnels proches de ceux issus des modèles directionnels, ceux-ci demeurent malgré tout préférables quand l'objectif est de mieux comprendre les mécanismes physiques à l'origine des extrêmes maritimes.

Surcotes de pleine mer

La table 6.6 indique les valeurs obtenues du critère *AIC* des 8 modèles pour la covariable *saison*. Les effets saisonniers expliquent significativement la variabilité des lois régionales partout, sauf en région 3 (Royaume-Uni Nord), où le modèle exp est retenu. Pour cette dernière région, la figure 6.4 suggérait déjà qu'un modèle saisonnier pouvait y être inap-

proprié, avec par exemple les survenances du maximum, du quantile 0.75 et de la médiane respectivement en automne, hiver et printemps.

La table 6.7 contient les estimations des paramètres des 5 lois régionales. Des lois exponentielles ($k_r = 0$) sont notamment retenues dans les régions 2 (Mer du Nord), 3 (Royaume-Uni Nord) et 4 (Mer d'Irlande). Les paramètres de forme sont positifs pour les régions 1 (Golfe de Gascogne et Manche, $k_1 = 0.09$) et 5 (Canal de Bristol, $k_5 = 0.21$), indiquant des lois régionales non bornées supérieurement. Les paramètres d'échelle $(\gamma_{r,c})_{c=1,\dots,4}$ des lois *GPD* saisonnières (équations (6.1) et (6.2)) sont fournis dans la table 6.8.

Table 6.6: *AIC* des 8 modèles pour la covariable *saison* pour chacune des 5 lois régionales (surcotes de pleine mer). Le modèle minimisant l'*AIC* est indiqué en gras.

Région	exp	$\exp_{\cos}$	$\exp_{\sin}$	$\exp_{\cos\sin}$	gpd	$\text{gpd}_{\cos}$	$\text{gpd}_{\sin}$	$\text{gpd}_{\cos\sin}$
1	-728.6	-729.9	-735.1	-742.7	-733.6	-734.4	-739.1	**-744.9**
2	-167.7	-166.4	**-171.6**	-169.6	-165.8	-164.5	-169.6	-167.6
3	**-217.1**	-215.1	-216.0	-214.2	-215.1	-213.1	-214.0	-212.2
4	-101.8	-102.9	**-103.0**	-102.8	-100.4	-101.3	-101.7	-101.3
5	-110.7	-109.8	-113.2	-111.5	-112.0	-111.9	**-114.5**	-113.4

Table 6.7: Paramètres θ_r estimés des modèles retenus pour chacune des 5 lois régionales (surcotes de pleine mer). La covariable est la saison d'occurrence des tempêtes : été (JJA), automne (SON), hiver (DJF) et printemps (MAM).

Région	**Modèle**	γ_r^0	γ_r^1	γ_r^2	k_r	$p_{r,JJA}$	$p_{r,SON}$	$p_{r,DJF}$	$p_{r,MAM}$
1	$\text{gpd}_{\cos\sin}$	-2.07	-0.23	-0.36	0.09	0.00	0.26	0.61	0.13
2	$\exp_{\sin}$	-1.84	0.00	-0.42	0.00	0.00	0.26	0.63	0.11
3	exp	-1.92	0.00	0.00	0.00	×	×	×	×
4	$\exp_{\sin}$	-1.87	0.00	-0.41	0.00	0.00	0.23	0.67	0.10
5	$\text{gpd}_{\sin}$	-2.17	0.00	-0.54	0.21	0.00	0.25	0.63	0.12

La figure 6.8 représente les estimations des médianes et quantiles d'ordre 0.99 par saisons, pour chacune des 5 lois régionales. Comme pour les hauteurs significatives de vagues, l'évolution sinusoïdale des intensités saisonnières s'accorde avec les observations. En particulier, les intensités maximales des extrêmes sont attendues lors des tempêtes d'hiver (excepté pour le modèle non-saisonnier de la région 3, où les intensités maximales peuvent survenir à tout moment de l'année).

Table 6.8: Paramètres d'échelle $\gamma_{r,c}$ des lois GPD saisonnières, pour chacune des 5 lois régionales (surcotes de pleine mer) : été (JJA), automne (SON), hiver (DJF) et printemps (MAM).

Région	$\gamma_{r,JJA}$	$\gamma_{r,SON}$	$\gamma_{r,DJF}$	$\gamma_{r,MAM}$
1	0.09	0.16	0.18	0.10
2	0.10	0.16	0.24	0.16
3	0.15	0.15	0.15	0.15
4	0.10	0.15	0.23	0.15
5	0.07	0.11	0.20	0.11

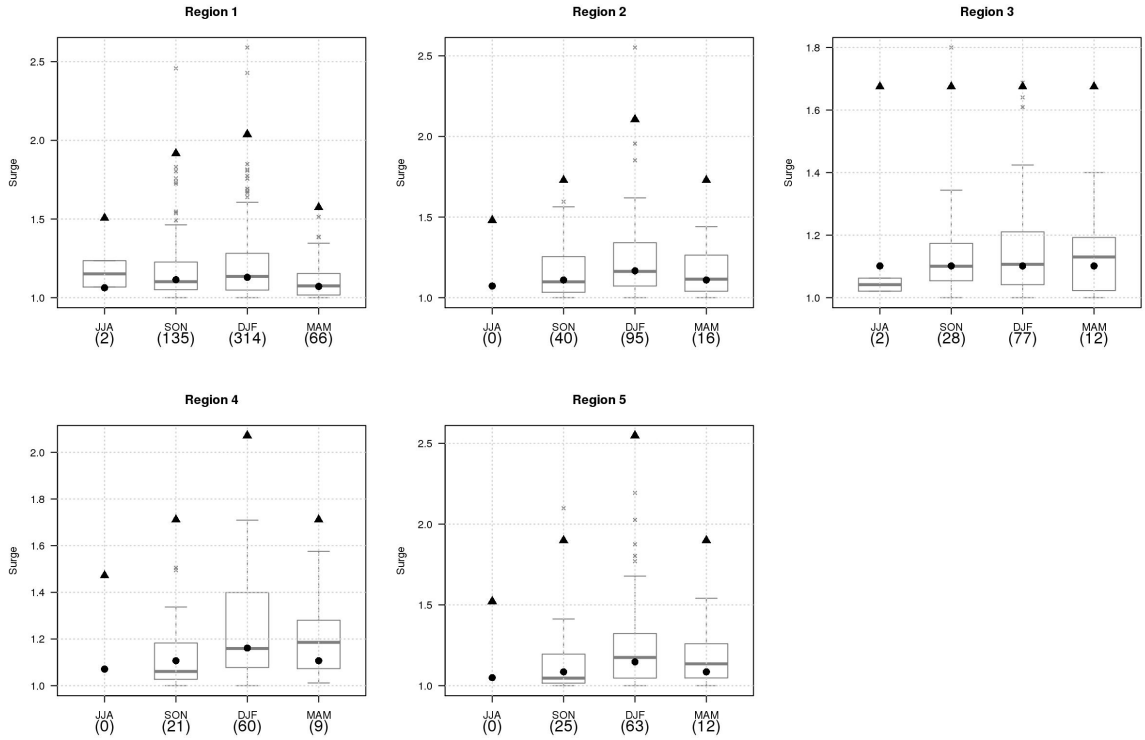

Figure 6.8: Médianes (points) et quantiles d'ordre 0.99 (triangles) estimés pour les 5 lois régionales, selon les 4 saisons d'occurrence des tempêtes (surcotes de pleine mer). Les boxplots des échantillons régionaux sont représentés en gris, et les chiffres entre parenthèses indiquent le nombre de tempêtes observées pour chaque saison.

6.2.3 Évaluation des incertitudes du modèle

Cette section cherche à évaluer les incertitudes sur les estimations des paramètres θ_r de la loi régionale F_r.

Le bootstrap, technique d'inférence statistique consistant à utiliser de nouveaux échantillons ayant les mêmes caractéristiques que celui de départ [35], est utilisé pour construire des intervalles de confiance pour θ_r. Dans le cadre particulier des valeurs extrêmes, [73, 74] ont notamment montré que le bootstrap paramétrique (simulation d'autres échantillons selon la loi estimée) est plus adapté que sa version non-paramétrique (ré-échantillonnage dans les observations initiales). En effet, celle-ci sous-estime généralement la variabilité des quantiles élevés pour les distributions de valeurs extrêmes, par rapport au bootstrap paramétrique.

Les incertitudes sur $\hat{\theta}_r$ et sur les niveaux de retour régionaux $\hat{y}_{r,T}$ sont donc évaluées par bootstrap paramétrique, de la façon suivante :

α) Simulation d'un nouvel échantillon régional M_r^* par bootstrap paramétrique, selon la loi régionale $\hat{F}_r$ de paramètres $\hat{\theta}_r$.

β) Obtention d'un nouveau jeu de paramètres bootstrap $\hat{\theta}_r^*$, estimé par maximum de vraisemblance pénalisé à partir de M_r^*.

γ) Estimation bootstrap du niveau de retour régional T-ans : $\hat{y}_{r,T}^* = \hat{F}_r^{*-1}\left(1 - \frac{1}{\lambda T}\right)$, où $\hat{F}_r^*$ est la loi de paramètres $\hat{\theta}_r^*$.

Cette procédure est répétée 10 000 fois pour obtenir les distributions de $\hat{\theta}_r$ et de $\hat{y}_{r,T}$. Les deux paragraphes suivants montrent à titre d'exemple les intervalles de confiance bootstrap à 95% des paramètres de forme k_r des lois *GPD* et des niveaux de retour régionaux 100 ans.

6.2.3.1 Hauteurs significatives de vagues

La table 6.9 contient les estimations et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% des paramètres de forme k_r, là où le modèle exp n'est pas retenu : régions 2 (Atlantique Nord), 3 (Mer du Nord) et 6 (Golfe de Gascogne Sud). La valeur estimée $\hat{k}_6 = 0.31$ en Golfe de Gascogne Sud révèle en fait une forte variabilité, pouvant même suggérer un modèle exp (à un niveau de risque 5%).

La table 6.10 montre les estimation et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% des niveaux de retour régionaux 100 ans. L'intensité régionale des extrêmes est la plus forte dans la région 6 (Golfe de Gascogne Sud, $\hat{y}_{6,100} = 2.21$), et est la plus faible dans la région 3 (Mer du Nord, $\hat{y}_{3,100} = 1.75$).

Table 6.9: Estimation et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% du paramètre de forme k_r, pour les régions où le modèle exp n'est pas retenu (hauteurs significatives de vagues).

Région	$\hat{k}_r$	$IC_{70\%}$	$IC_{95\%}$
2	-0.12	[-0.16, -0.09]	[-0.19, -0.06]
3	-0.15	[-0.23, -0.11]	[-0.33, -0.06]
6	0.31	[0.08, 0.38]	[-0.09, 0.47]

Table 6.10: Estimation et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% des niveaux de retour régionaux 100 ans $y_{r,100}$ (hauteurs significatives de vagues).

Région	$\hat{y}_{r,100}$	$IC_{70\%}$	$IC_{95\%}$
1	1.87	[1.82, 1.93]	[1.77 1.99]
2	1.77	[1.73, 1.80]	[1.69 1.83]
3	1.75	[1.68, 1.79]	[1.63 1.86]
4	1.80	[1.74, 1.86]	[1.70 1.91]
5	1.97	[1.90, 2.08]	[1.83 2.17]
6	2.21	[1.78, 2.47]	[1.62 2.79]

6.2.3.2 Surcotes de pleine mer

La table 6.11 contient les intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% des paramètres de forme k_r, là où le modèle exp n'est pas retenu : régions 1 (Golfe de Gascogne et Manche) et 5 (Canal de Bristol). Un test de l'hypothèse $k_r = 0$ dans ces régions ne rejetterait pas le modèle exp, pour un niveau de risque 5%.

La table 6.12 montre les estimation et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% des niveaux de retour régionaux 100 ans. L'intensité régionale des extrêmes est la plus forte dans la région 5 (Canal de Bristol, $\hat{y}_{5,100} = 2.37$), et est la plus faible dans la région 3 (Royaume-Uni Nord, $\hat{y}_{3,100} = 1.67$).

6.2.4 Critères de validation de modèle

Les modèles retenus pour la loi régionale F_r sont ceux contenant, *a priori*, l'information la plus pertinente pour expliquer la variabilité observée, via l'utilisation (ou non) de covariables. Cela ne signifie pas pour autant que ces modèles s'ajustent correctement aux observations. Trois critères sont donc proposés dans cette section, pour valider l'adéquation

Table 6.11: Estimation et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% du paramètre de forme k_r, pour les régions où le modèle exp n'est pas retenu (surcotes de pleine mer).

Région	$\hat{k}_r$	$IC_{70\%}$	$IC_{95\%}$
1	0.09	[0.03, 0.13]	[-0.03, 0.18]
5	0.21	[0.03, 0.28]	[-0.09, 0.38]

Table 6.12: Estimation et intervalles de confiance bootstrap à 70% et 95% des niveaux de retour régionaux 100 ans $y_{r,100}$ (surcotes de pleine mer).

Région	$\hat{y}_{r,100}$	$IC_{70\%}$	$IC_{95\%}$
1	1.97	[1.88, 2.05]	[1.81 2.14]
2	2.01	[1.92, 2.12]	[1.84 2.21]
3	1.67	[1.61, 1.74]	[1.56 1.80]
4	1.99	[1.88, 2.12]	[1.78 2.24]
5	2.37	[1.98, 2.61]	[1.79 3.00]

des modèles aux données.

6.2.4.1 Graphe des niveaux de retour régionaux

Il s'agit de comparer visuellement les niveaux de retours régionaux modélisés et observés. Le calcul des périodes de retour empiriques de l'échantillon régional, présenté dans le chapitre 5, est notamment relié à la durée effective d'observation. L'incertitude sur l'estimation du niveau de retour régional théorique $y_{r,T}$ est quant à elle évaluée via les intervalles de confiance calculés en section 6.2.3.

Hauteurs significatives de vagues

La figure 6.9 représente les niveaux de retour régionaux théoriques et empiriques, pour chacune des 6 régions. L'ajustement aux observations semble globalement satisfaisant, avec notamment très peu d'observations en dehors des intervalles de confiance. Ceux-ci sont d'ailleurs relativement larges dans la région 6 (Golfe de Gascogne Sud) pour des périodes de retour supérieures à 100 ans, en lien avec les fortes incertitudes déjà remarquées dans les sections précédentes.

Surcotes de pleine mer

D'après la figure 6.10, l'ajustement aux observations est aussi satisfaisant dans le cas des surcotes de pleine mer. Les observations élevées sont notamment assez bien approchées

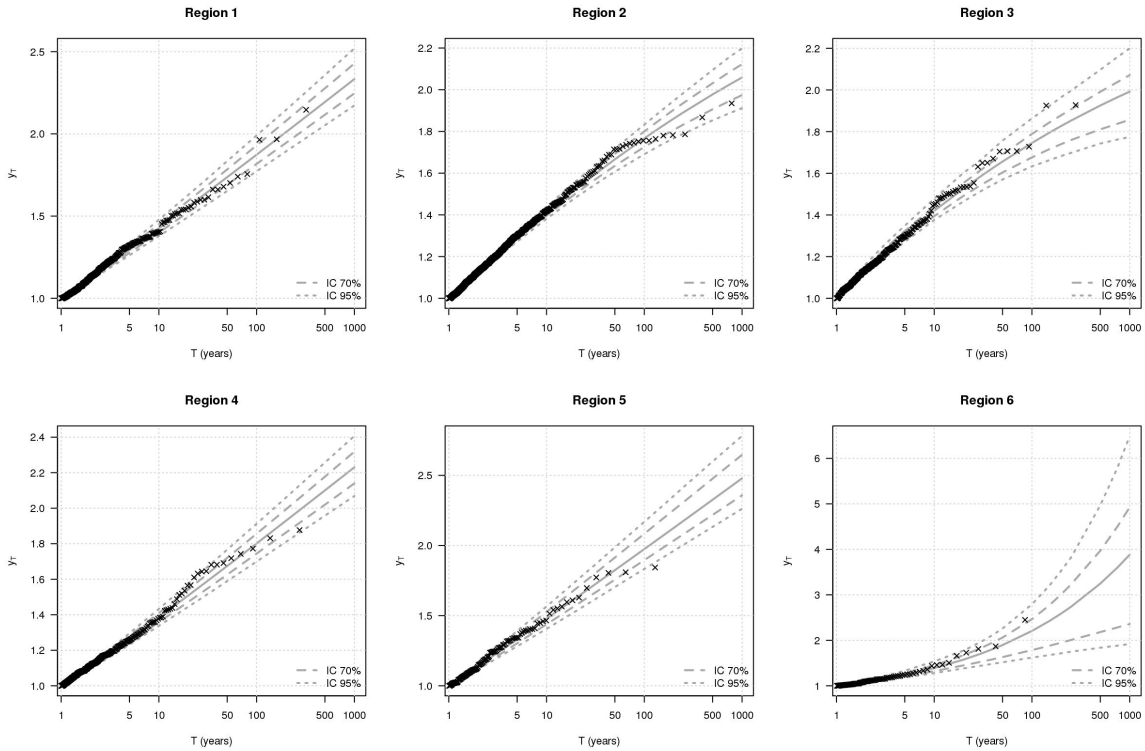

Figure 6.9: Niveaux de retour régionaux théoriques (courbes grises) et empiriques (croix), avec intervalles de confiance à 70% et 95% (hauteurs significatives de vagues).

par les modèles, sauf peut-être pour la tempête du 1er février 1953 (à l'origine de la plus forte observation en Mer du Nord, région 2). Les incertitudes sont cependant élevées en région 6 (canal de Bristol) pour des périodes de retour supérieures à 100 ans.

Pour juger de l'adéquation des modèles aux observations, cette analyse des courbes est généralement appréciée à des fins opérationnelles, mais son caractère visuel la soumet cependant à une certaine subjectivité. Les critères suivants sont plus objectifs pour valider les modèles.

6.2.4.2 Critère FF_r

Le critère FF_r cherche à déterminer si la probabilité de dépassement du maximum observé, affectée par F_r, est correcte. Il a été notamment utilisé en hydrologie par [45, 98, 104].

Soient $M_{r,(n)}$ l'observation maximale de l'échantillon régional (de taille n) de la région r et F_r la fonction de répartition de la distribution régionale. Le critère FF_r du modèle est défini par :

$$FF_r = F_r(M_{r,(n)}) \tag{6.6}$$

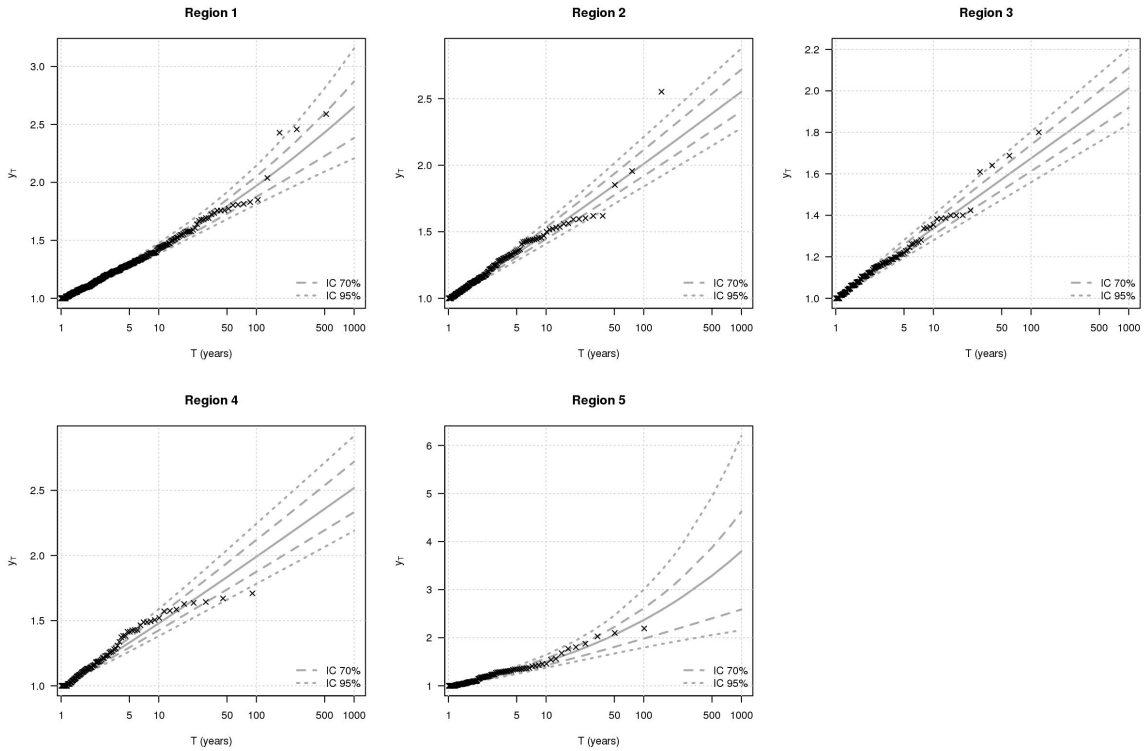

Figure 6.10: Niveaux de retour régionaux théoriques (courbes grises) et empiriques (croix), avec intervalles de confiance à 70% et 95% (surcotes de pleine mer).

Sous l'hypothèse H_0 que la loi du maximum est correctement modélisée (*i.e.*, sa fonction de répartition est F_r^n), FF_r suit une loi de Kumaraswamy de paramètres $(n, 1)$. En effet :

$$\mathbb{P}(FF_r \leqslant x) = \mathbb{P}(M_{r,(n)} \leqslant F_r^{-1}(x)) = F_r^n(F_r^{-1}(x)) = x^n,\ x \in [0,1] \tag{6.7}$$

La loi de FF_r n'étant pas symétrique sous H_0, la p-value de ce test est difficile à définir. Il est possible de se ramener à une loi symétrique sous H_0, par exemple en considérant $\overline{FF_r} = 2FF_r^n - 1$ qui suit sous H_0 une loi uniforme sur $[-1, 1]$:

$$\mathbb{P}(\overline{FF_r} \leqslant x) = \mathbb{P}\left(FF_r \leqslant (\tfrac{x+1}{2})^{\frac{1}{n}}\right) = \tfrac{x+1}{2},\ x \in [-1,1] \tag{6.8}$$

La p-value correspondante est :

$$p_{FF_r} = 1 - |\overline{FF_r}| = 1 - |2FF_r^n - 1| \tag{6.9}$$

Le modèle F_r peut être rejeté à un niveau de risque 5% si $p_{FF_r} < 0.05$.

La table 6.13 (resp. 6.14) contient les p-values régionales p_{FF_r} des modèles de hauteurs significatives de vagues (resp. surcotes de pleine mer). Toutes ces valeurs sont supérieures

à 0.05, indiquant une adéquation correcte des modèles aux observations maximales. En particulier, pour les surcotes de pleine mer, l'observation maximale en région 2 (tempête du 1er février 1953 en Mer du Nord) est caractérisée par une p-value $p_{FF_2} = 0.28$: ainsi, le modèle régional n'est pas rejeté pour décrire le comportement probabiliste de cette tempête, même si le critère visuel pouvait laisser suggérer le contraire.

Table 6.13: Critère FF_r : p-values des 6 lois régionales (hauteurs significatives de vagues).

Région	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**
p_{FF_r}	0.89	0.22	0.84	0.32	0.19	0.83

Table 6.14: Critère FF_r : p-values des 5 lois régionales (surcotes de pleine mer).

Région	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
p_{FF_r}	0.93	0.28	0.80	0.08	0.46

Le critère FF_r est uniquement focalisé sur l'observation maximale d'un échantillon. Le critère suivant permet de quantifier d'une façon plus globale l'adéquation du modèle aux données.

6.2.4.3 Critère $N_{r,T}$

Le critère $N_{r,T}$ est basé sur le nombre de dépassements observé du niveau de retour T-ans estimé. Utilisé par exemple par [14, 21, 44, 104], le principe est de comparer les nombres de dépassements observé et théorique du niveau de retour T-ans dans l'échantillon régional.

Pour une période de retour T fixée, soit $y_{r,T}$ le niveau de retour régional T-ans issu du modèle : $y_{r,T} = F_r^{-1}\left(1 - \frac{1}{\lambda T}\right)$. Soit $N_{r,T}$ le nombre de dépassements observé de $y_{r,T}$ dans l'échantillon régional de taille n. Sous l'hypothèse H_0 que le modèle reproduit correctement les occurrences du niveau de retour T-ans, alors $N_{r,T}$ suit une loi binomiale de paramètres $(n, \frac{1}{\lambda T})$. La p-value de ce test binomial, notée $p_{N_{r,T}}$, peut être évaluée via la fonction *binom.test* du logiciel R. Pour la période de retour T, le modèle F_r peut être rejeté à un niveau de risque 5% si $p_{N_{r,T}} < 0.05$.

La figure 6.11 (resp. 6.12) contient, pour différentes périodes de retour, les p-values régionales $p_{N_{r,T}}$ des modèles de hauteurs significatives de vagues (resp. surcotes de pleine mer). Toutes ces valeurs sont supérieures à 0.05 : les occurrences des niveaux de retour sont convenablement modélisées par les lois régionales. En particulier, la table 6.15 contient, pour la région 1 des surcotes de pleine mer (Golfe de Gascogne et Manche), le détail

des nombres de dépassements observé et théorique de différents niveaux de retour T-ans dans l'échantillon régional. Par exemple, le niveau de retour $T = 200$ ans du modèle a été dépassé 3 fois dans l'échantillon régional, alors qu'en théorie, il devrait être dépassé 2.58 fois en moyenne quand la durée d'observation est 517 ans ; cette concordance aboutit à une p-value de 0.75.

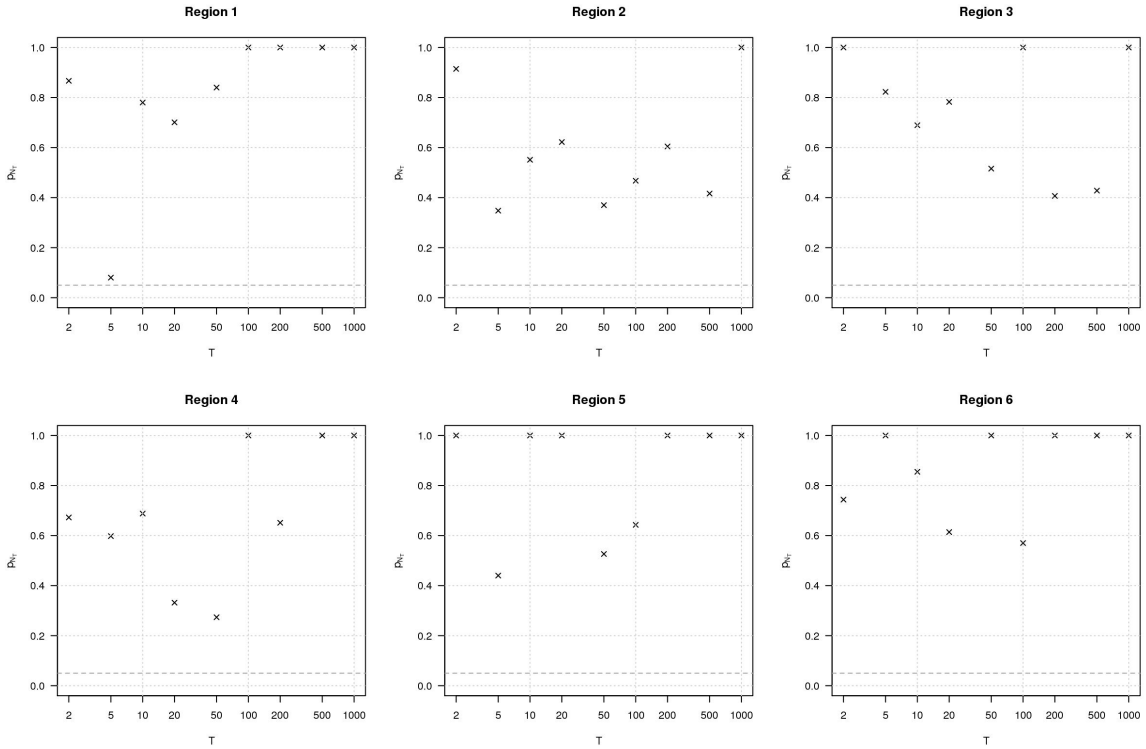

Figure 6.11: Critère $N_{r,T}$: p-values des 6 lois régionales, pour les périodes de retour $T =$ 2, 5, 10, 20, 50, 100, 200, 500 et 1000 ans (hauteurs significatives de vagues). La ligne pointillée représente le seuil de décision $p_{N_{r,T}} = 0.05$.

Table 6.15: Critère $N_{r,T}$ pour les surcotes de pleine mer (région 1, Golfe de Gascogne et Manche). $N_{r,T}$ est le nombre de dépassements observé du niveau de retour régional T-ans, $\mathbb{E}_{H_0}(N_{r,T})$ est le nombre attendu de ces dépassements si le modèle est correct, et $p_{N_{r,T}}$ est la p-value pour le critère $N_{r,T}$.

T (ans)	2	5	10	20	50	100	200	500	1000
$N_{r,T}$	254	106	52	26	9	4	3	2	0
$\mathbb{E}_{H_0}(N_{r,T})$	258.50	103.40	51.70	25.85	10.34	5.17	2.58	1.03	0.52
$p_{N_{r,T}}$	0.72	0.78	0.94	0.92	0.87	0.82	0.75	0.28	1.00

À la vue des résultats de ces trois critères de validation, les modèles proposés pour les lois régionales peuvent être considérés comme s'ajustant correctement aux observations.

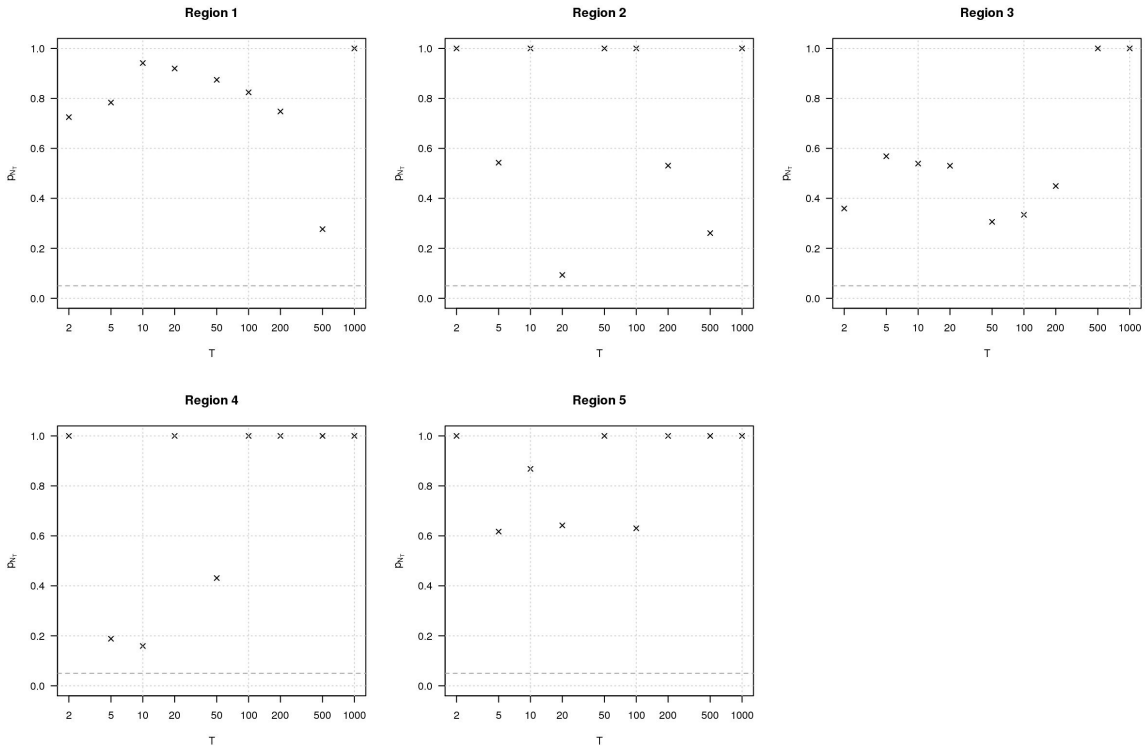

Figure 6.12: Critère $N_{r,T}$: p-values des 5 lois régionales, pour les périodes de retour $T =$ 2, 5, 10, 20, 50, 100, 200, 500 et 1000 ans (surcotes de pleine mer). La ligne pointillée représente le seuil de décision $p_{N_{r,T}} = 0.05$.

6.3 Estimation des niveaux de retour locaux

La dernière "étape" de l'analyse régionale consiste à revenir à l'échelle locale, en renormalisant la loi régionale par les indices locaux.

6.3.1 Niveaux de retour locaux

Selon l'équation (3.6), le niveau de retour T-ans au site i, x_T^i, est estimé par :

$$\hat{x}_T^i = \hat{u}_i \hat{y}_T \tag{6.10}$$

où $\hat{u}_i$ est le seuil correspondant à une occurrence annuelle moyenne des tempêtes $\lambda = 1$, déterminé selon la procédure décrite dans le chapitre 3 ; $\hat{y}_T$ est l'estimation du niveau de retour régional T-ans.

[60] ont montré que le biais de $\hat{x}_T^i$ est souvent négligeable, à moins d'une mauvaise spécification de la loi régionale ou de la présence de traces d'hétérogénéité dans la région.

L'impact de ces éventuelles contributions sur le biais de $\hat{x}_T^i$ ne sont pas davantage examinées dans ce manuscrit. La variance de $\hat{x}_T^i$ peut être quant à elle approchée par :

$$\mathbb{V}(\hat{x}_T^i) \approx y_T^2 \mathbb{V}(\hat{u}_i) + u_i^2 \mathbb{V}(\hat{y}_T) + 2u_i y_T \mathrm{cov}(\hat{u}_i, \hat{y}_T) \tag{6.11}$$

La variabilité de $\hat{x}_T^i$ résulte donc de i) celle du seuil $\hat{u}_i$, ii) celle de $\hat{y}_T$, et iii) la covariance entre $\hat{u}_i$ et $\hat{y}_T$. Cette dernière contribution, généralement négligeable, est souvent ignorée dans les applications [30, 60, 131].

La procédure suivante permet d'évaluer numériquement les incertitudes de $\hat{x}_T^i$, en intégrant à la fois la variabilité de $\hat{u}_i$ et de $\hat{y}_T$ (voir la section 3.3.1 pour les notations) :

α) Obtention d'un nouvel échantillon $W^{i,*}$ en ré-échantillonnant les tempêtes physiques W_s^i.

β) Obtention d'un nouvel échantillon $X^{i,*}$ de tempêtes statistiques, en conservant les $n_i = \lambda d_i$ observations les plus élevées de $W^{i,*}$.

γ) Obtention d'un nouveau seuil $\hat{u}_i^* = \min(X^{i,*})$.

δ) Simulation du niveau de retour régional T-ans $\hat{y}_T^*$ par bootstrap, selon la procédure de la section 6.2.3.

ϵ) Calcul du niveau de retour local T-ans $\hat{x}_T^{i,*} = \hat{u}_i^* \hat{y}_T^*$.

La valeur $\hat{y}_T^*$ est notamment simulée indépendamment de $\hat{u}_i^*$, en raison des arguments cités précédemment. Cette procédure, répétée 10 000 fois, aboutit à un échantillon bootstrap de niveaux de retour T-ans estimés au site i, et permet d'en déduire des intervalles de confiance pour x_T^i.

6.3.2 Hauteurs significatives de vagues

L'estimation des niveaux de retour locaux est illustrée pour la période de retour $T = 100$ ans. Les niveaux de retour régionaux $\hat{y}_{100}$ se trouvent dans la table 6.10, et les indices locaux sont représentés dans la figure 3.15. Quelques graphes de niveaux de retour locaux seront montrés dans le chapitre 7.

La figure 6.13 est la carte des estimations des hauteurs significatives de vagues centennales. La hauteur moyenne (resp. minimale, maximale) dans la zone d'étude est 19.82 m (resp. 6.63 m, 29.76 m), et une certaine cohérence spatiale peut être remarquée. Les valeurs sont généralement plus élevées en s'éloignant des côtes (hauteurs entre 25 m et 29.76 m dans la zone située entre 45°/60° en latitude, et −40°/−10° en longitude). La structure spatiale de ces hauteurs est comparable à celle basée sur les réanalyses ERA-40 et obtenue

par [16], bien que les estimations sont ici parfois plus élevées. La figure 6.14 représente les intervalles de confiance à 95% de ces hauteurs centennales. La structure spatiale des incertitudes est similaire à celle des estimations. La forte variabilité qui avait été observée dans le Golfe de Gascogne Sud se retrouve dans ces cartes.

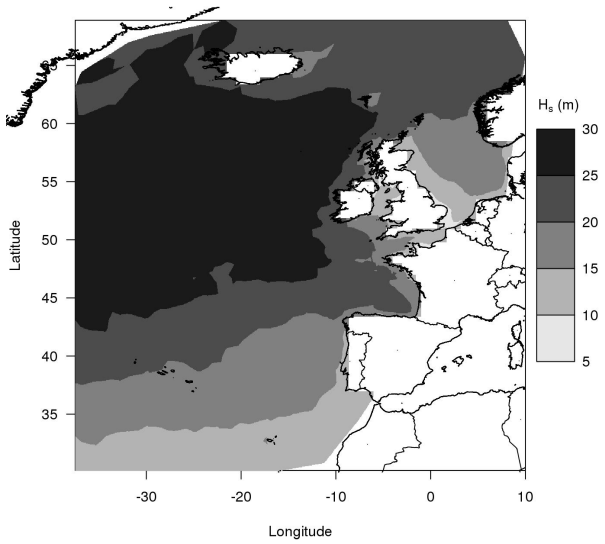

Figure 6.13: Estimation des hauteurs significatives de vagues centennales (m).

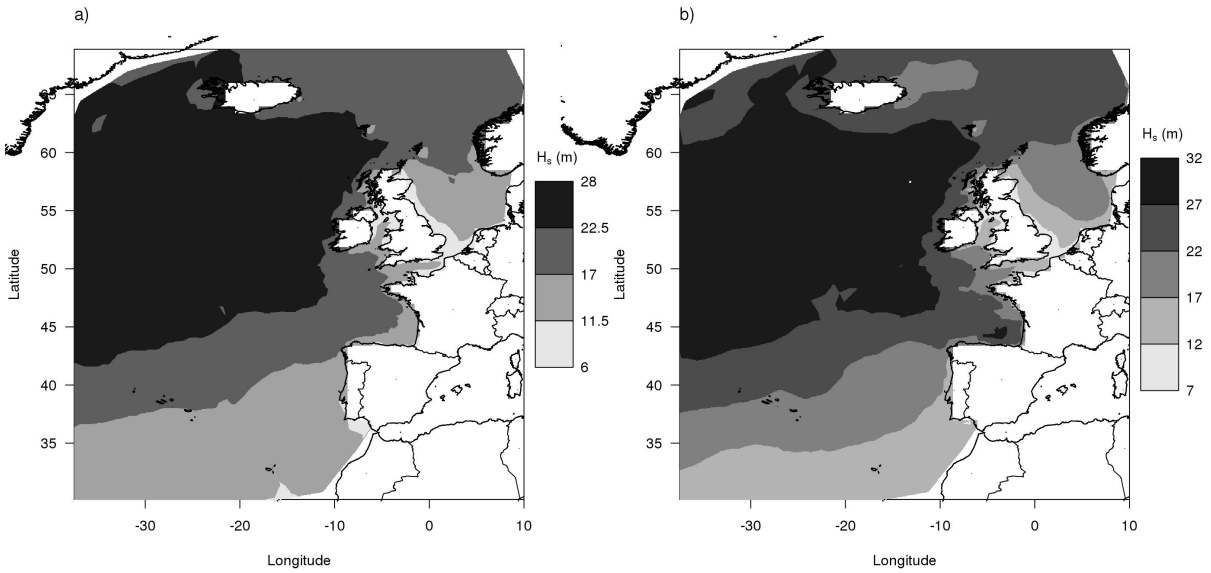

Figure 6.14: Intervalles de confiance à 95% des hauteurs significatives de vagues centennales (m) : a) bornes inférieures, b) bornes supérieures.

La structure spatiale des hauteurs significatives de vagues centennales ressemble fortement à celle des indices locaux (figure 3.15). Dans la section 3.4.1, la bathymétrie, l'exposition par rapport aux tempêtes, ou encore la longueur du fetch ont été suggérés pour expliquer les disparités spatiales des indices locaux. Ces mêmes facteurs peuvent donc également aider à interpréter la structure spatiale des hauteurs significatives de vagues centennales.

6.3.3 Surcotes de pleine mer

Les niveaux de retour régionaux $\hat{y}_{100}$ se trouvent dans la table 6.12, et les indices locaux sont représentés dans la figure 3.16. Quelques graphes de niveaux de retour locaux seront montrés dans le chapitre 7.

La figure 6.15 contient la carte des estimations des surcotes de pleine mer centennales. La surcote moyenne (resp. minimale, maximale) dans la zone d'étude atteint 1.36 m (resp. 0.51 m à Santander, 2.51 m à Avonmouth). Les côtes de la Mer du Nord, de la Mer d'Irlande et du canal de Bristol présentent notamment des surcotes de pleine mer centennales parmi les plus élevées. Les intervalles de confiance à 95% associés à ces estimations sont représentés sur la figure 6.16.

La structure spatiale des surcotes de pleine mer centennales est fortement similaire à celle des indices locaux (figure 3.16). Ainsi, les facteurs physiques influençant la répartition des indices locaux (bathymétrie, exposition par rapport aux tempêtes, configuration du trait de côte, voir la section 3.4.2) peuvent également expliquer les disparités spatiales des surcotes de pleine mer centennales.

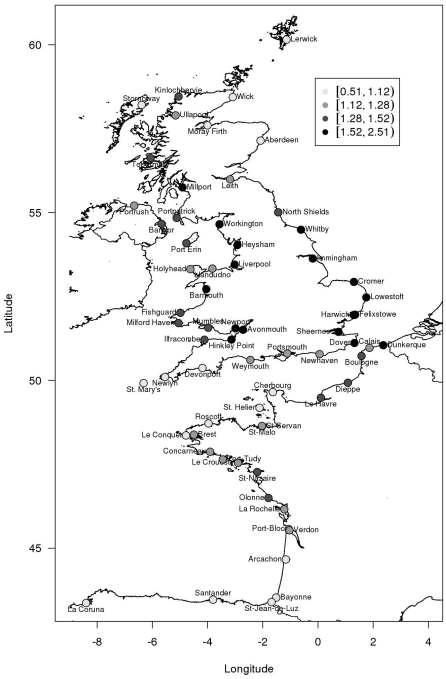

Figure 6.15: Estimation des surcotes de pleine mer centennales (m).

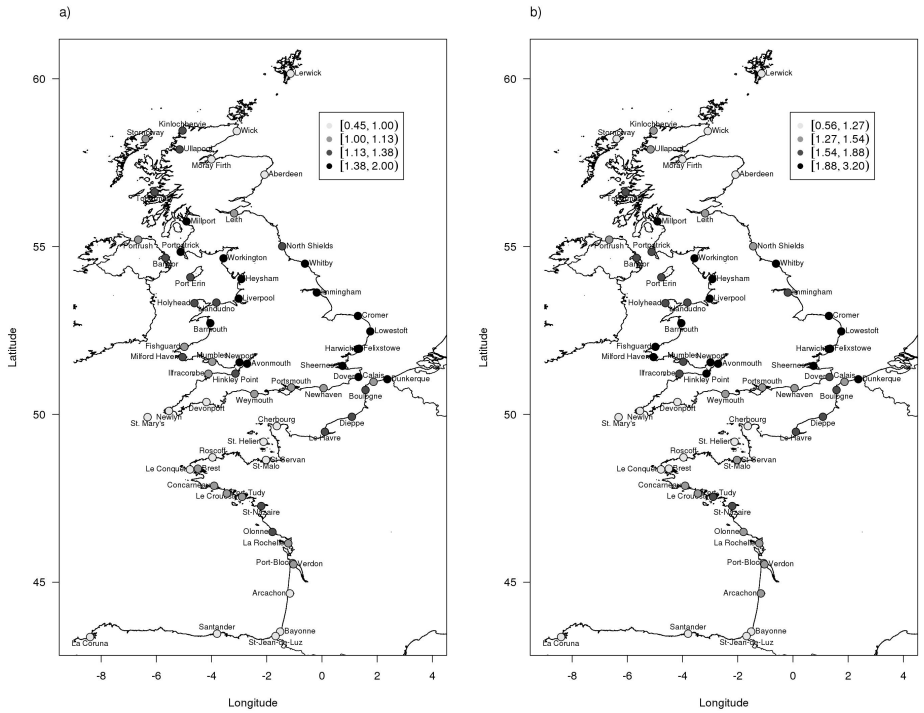

Figure 6.16: Intervalles de confiance à 95% des surcotes de pleine mer centennales (m) : a) bornes inférieures, b) bornes supérieures.

Chapitre 7

Analyse régionale *vs* analyse locale

Ce chapitre compare les résultats issus des analyses locale et régionale pour l'estimation des événements maritimes extrêmes. Les points essentiels sont les suivants :

- *Par rapport à une analyse locale, l'analyse régionale permet de réduire les incertitudes sur les estimations des niveaux de retour. Ceci peut être aisément illustré par le concept de durée effective régionale, celle-ci étant plus importante que les durées locales d'observation. Pour ce qui est des estimations des niveaux de retour 100 ans (surcotes de pleine mer ou hauteurs significatives de vagues), la réduction des incertitudes consécutive à l'analyse régionale est évaluée à 55% globalement avec ces données.*
- *L'analyse régionale amoindrit le caractère exceptionnel des tempêtes observées à l'échelle locale, et permet de mieux modéliser leurs probabilités d'occurrence. En particulier, une méthode d'identification des horsains, adaptée aux échantillons de valeurs extrêmes, est utilisée pour déceler les éventuels horsains de surcotes de pleine mer et de hauteurs significatives de vagues, aux échelles locale et régionale :*
  - *Pour les surcotes de pleine mer, 4 tempêtes ont généré des horsains à l'échelle locale : les tempêtes du 1er février 1953 à Dunkerque, du 15-16 octobre 1987 à Brest, Martin (27 décembre 1999) au Verdon et Xynthia (27-28 février 2010) à La Rochelle. Pour les hauteurs significatives de vagues, la tempête Klaus a généré des horsains à l'échelle locale dans le sud du Golfe de Gascogne.*
  - *À l'échelle régionale, les 4 tempêtes ayant généré des surcotes de pleine mer exceptionnelles localement ne sont plus considérées comme étant des horsains.*
- *Les périodes de retour des tempêtes ayant généré localement des horsains sont estimées et comparées aux échelles locale et régionale.*
- *Les périodes de retour des tempêtes Xynthia (hauteurs significatives de vagues) et de l'automne-hiver 2013-2014 (surcotes de pleine mer), n'apparaissant pas dans la base de données, sont estimées a posteriori par analyse régionale.*

Plusieurs références bibliographiques ont montré que l'analyse régionale permet d'estimer les quantiles extrêmes de façon plus fiable qu'une analyse locale, e.g. [122]. Ce chapitre vise à quantifier le gain de l'analyse régionale sur une analyse locale, dans le cadre des aléas maritimes extrêmes. Dans un premier temps, les incertitudes sur les niveaux de retour estimés par ces deux types d'analyse seront comparées. Ensuite, les capacités des analyses locale et régionale à appréhender l'occurrence des tempêtes les plus intenses observées seront étudiées.

7.1 Comparaison des incertitudes issues des analyses régionale et locale

La méthode du *pooling* permet de définir un échantillon régional correspondant à une durée effective de D_{eff} années (chapitre 5). Par rapport à une analyse locale, généralement basée sur une durée d'observation $d < D_{eff}$, les incertitudes sur les extrapolations des quantiles extrêmes peuvent ainsi être réduites. Pour les sites d'observation de hauteurs significatives de vagues et de surcotes de pleine mer, $d = 31$ ans en moyenne.

D'abord, les niveaux de retour locaux estimés par analyse régionale, ainsi que leurs intervalles de confiance, sont déterminés selon la section 6.3.1 du chapitre 6. Ensuite, des analyses locales sont effectuées en chaque site d'observation, à partir des séries locales des dépassements de seuils (où la fréquence annuelle moyenne de ces dépassements reste fixée à $\lambda = 1$). Pour comparer les résultats avec ceux de l'analyse régionale, il est nécessaire d'intégrer les incertitudes sur le seuil dans les analyses locales. L'utilisation d'une loi *GPD* à 3 paramètres permet ceci, et constitue une alternative plus rapide que celle de l'analyse régionale (où, effets non-stationnaires mis à part, une loi *GPD* à 2 paramètres est estimée, et les incertitudes sur le seuil sont évaluées en ré-échantillonnant les tempêtes). La méthode des L-moments est particulièrement adaptée pour estimer une loi *GPD* à 3 paramètres (les propriétés usuelles d'efficacité asymptotique du maximum de vraisemblance n'étant pas vérifiées du fait de la non-régularité de ce modèle). Ainsi, les analyses locales consistent à estimer, en chaque site, une loi *GPD* à 3 paramètres par la méthode des L-moments, sans prise en compte des effets saisonniers (surcotes de pleine mer) ou directionnels (hauteurs significatives de vagues). La variabilité de ces estimations est évaluée par une procédure de bootstrap paramétrique.

La raison principale motivant l'analyse régionale par rapport à une analyse locale est que les estimations issues de cette dernière peuvent avoir une forte variabilité, bien que généralement non-biaisées [60]. Ainsi la comparaison entre analyses locale et régionale est ici basée sur la variabilité des estimations des niveaux de retour, et non sur les valeurs ponctuelles correspondantes.

7.1.1 Surcotes de pleine mer

La figure 7.1 contient, pour 16 sites, les niveaux de retour de surcotes de pleine mer, estimés par analyses régionale et locale. Les intervalles de confiance issus de l'analyse locale sont globalement plus larges que ceux provenant de l'analyse régionale. Quelques situations où l'analyse locale donne des estimations plus précises (*i.e.*, avec moins de variabilité) que l'analyse régionale sont rencontrées, en particulier quand l'analyse locale renvoie des valeurs négatives pour le paramètre de forme de la *GPD* (loi bornée supérieurement) ; c'est par exemple le cas à Concarneau, Calais ou encore Port-Erin (figure 7.1 *g*, *j* et *p*).

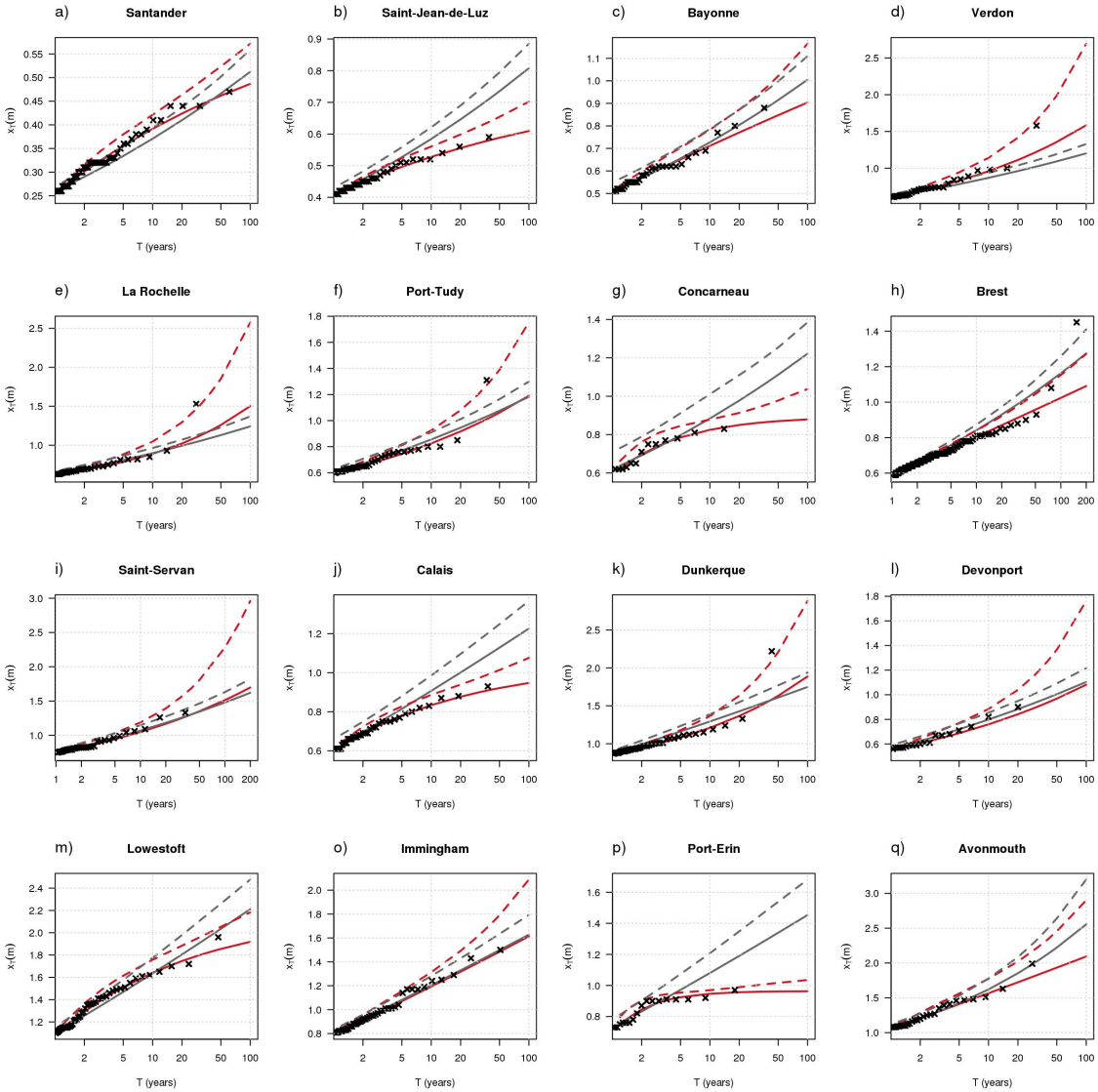

Figure 7.1: Niveaux de retour (surcotes de pleine mer) estimés par analyses régionale (gris) et locale (rouge), avec bornes supérieures des intervalles de confiance à 95% (ligne pointillée) pour 16 sites.

Afin de quantifier plus précisément le gain de l'analyse régionale sur une analyse locale, les intervalles de confiance à 95% des estimations des niveaux de retour à 100 ans issus des deux analyses sont comparés. Plus particulièrement, l'évolution relative (en %) des largeurs de ces intervalles de confiance est calculée, en effectuant d'abord une analyse locale, puis une analyse régionale. Pour les 67 sites d'observation, la valeur médiane de ces évolutions relatives est -55%, ce qui signifie qu'effectuer une analyse régionale permet globalement de réduire les incertitudes de 55% sur les estimations des surcotes de pleine mer centennales, par rapport à une analyse locale. La figure 7.2 montre ces évolutions relatives pour chaque site. Les couleurs y sont d'autant plus foncées que l'apport de l'analyse régionale est important. Ainsi, les sites de couleur claire (évolutions relatives positives) sont ceux où l'analyse régionale est moins précise que l'analyse locale. En particulier, l'évolution relative atteint $+286\%$ à Port-Erin (les niveaux de retours correspondants sont sur la figure 7.1 *p*). Les sites en gris sont ceux où l'analyse régionale apporte un gain significatif par rapport à une analyse locale, avec des évolutions relatives comprises entre -50% et 0%. Enfin, les sites en noir (évolutions relatives comprises entre -100% et -50%), majoritaires sur la carte, bénéficient le plus de l'analyse régionale ; l'évolution relative est notamment minimale à La Rochelle (-86%, voir aussi la figure 7.1 *e*).

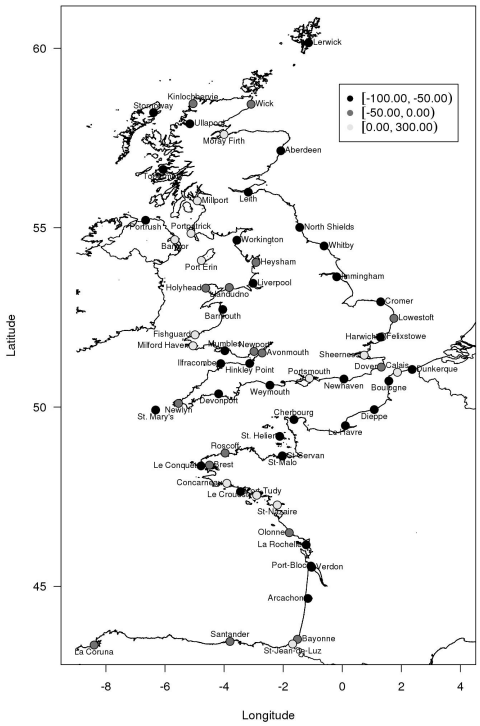

Figure 7.2: Évolution relative (en %) des largeurs des intervalles de confiance à 95% des estimations des surcotes de pleine mer centennales, en effectuant d'abord une analyse locale, puis une analyse régionale.

7.1.2 Hauteurs significatives de vagues

La figure 7.3 contient, pour 6 sites (chacun étant situé dans une des 6 régions homogènes), les niveaux de retour des hauteurs significatives de vagues, estimés par analyses régionale et locale. Comme pour les surcotes de pleine mer, les intervalles de confiance issus de l'analyse locale sont en général plus larges que ceux estimés par analyse régionale.

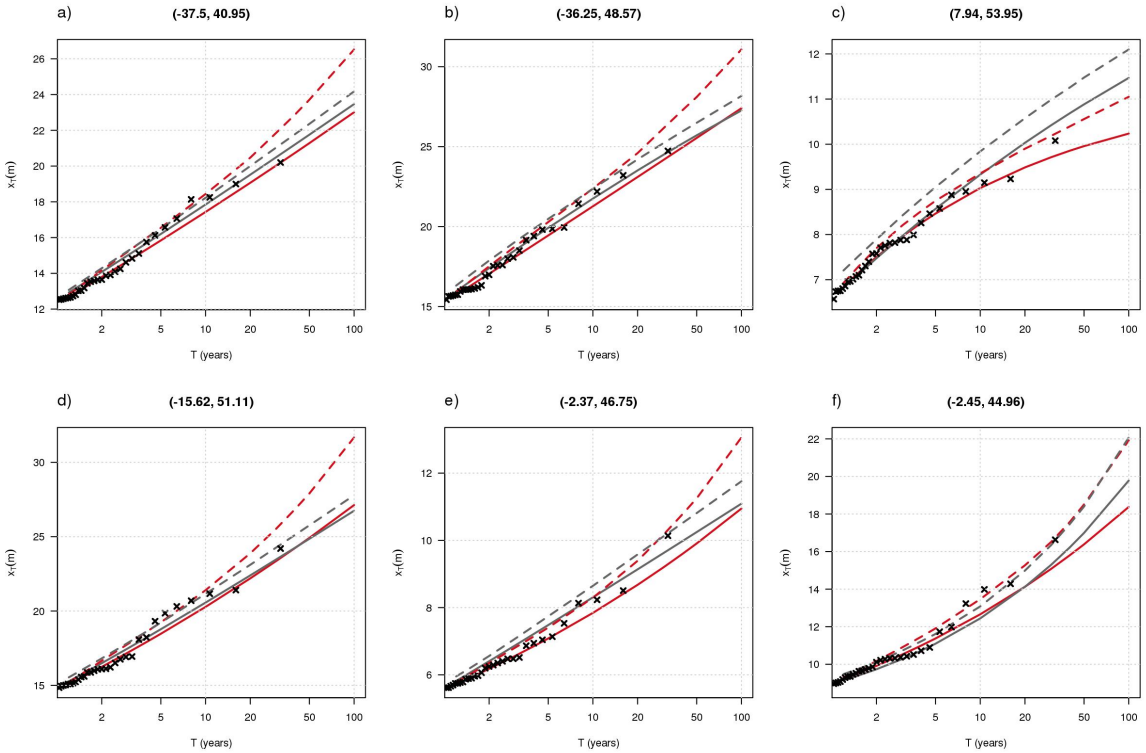

Figure 7.3: Niveaux de retour (hauteurs significatives de vagues) estimés par analyses régionale (gris) et locale (rouge), avec bornes supérieures des intervalles de confiance à 95% (ligne pointillée) pour 6 sites de coordonnées géographiques spécifiées.

La figure 7.4 représente les évolutions relatives (en %) des largeurs des intervalles de confiance à 95% des hauteurs significatives de vagues centennales, en effectuant d'abord une analyse locale, puis une analyse régionale. L'interprétation des couleurs est similaire à celle des surcotes de pleine mer. Les évolutions relatives s'échelonnent entre +196% (près de l'archipel des Orcades, en Mer du Nord) et −91% (près de la pointe occidentale de la Norvège, en Mer du Nord), avec pour médiane −56% (valeur quasi-identique à celle obtenue pour les surcotes de pleine mer). Les zones claires sont minoritaires, ce qui confirme la réduction effective des incertitudes avec l'analyse régionale.

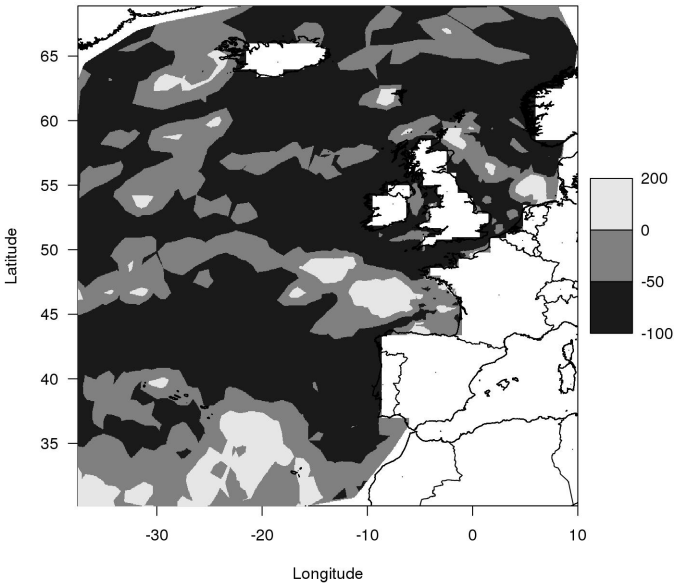

Figure 7.4: Évolution relative (en %) des largeurs des intervalles de confiance à 95% des estimations des hauteurs significatives de vagues centennales, en effectuant d'abord une analyse locale, puis une analyse régionale.

7.2 Étude des horsains aux échelles locale et régionale

Les chapitres précédents ont permis d'évoquer les tempêtes qui, de par leur intensité, semblaient se démarquer sensiblement des autres. Par exemple, parmi les observations les plus intenses de surcotes de pleine mer se trouvent celles survenues durant les tempêtes du 1er février 1953, du 15-16 octobre 1987, du 27 décembre 1999 (Martin) et du 27-28 février 2010 (Xynthia). Les sites concernés (où l'intensité des tempêtes de surcotes a été maximale) et les valeurs correspondantes des surcotes de pleine mer sont contenus dans la table 7.1. Concernant les hauteurs significatives de vagues, la tempête Klaus du 23-24 janvier 2009 a notamment généré des valeurs remarquablement élevées : par exemple, ANEMOC-2 a simulé des vagues de $H_s = 18.70$ m au large du bassin d'Arcachon.

Table 7.1: Surcotes de pleine mer survenues durant les plus fortes tempêtes observées.

Tempête	**Site**	**Surcote de pleine mer (m)**
1er février 1953	Dunkerque	2.22
15-16 octobre 1987	Brest	1.45
Martin (27 décembre 1999)	Verdon	1.58
Xynthia (27-28 février 2010)	La Rochelle	1.53

Ces tempêtes amènent plusieurs questions : ces intensités sont-elles vraiment exceptionnelles ? L'analyse régionale permet-elle d'amoindrir leur caractère exceptionnel observé localement ? Quelles sont leurs périodes de retour associées ? Cette section, consacrée à l'étude de ces plus fortes tempêtes observées, tentera d'apporter des réponses à ces questions. Le caractère exceptionnel de ces tempêtes y est d'abord étudié (via une caractérisation en termes de horsains) avant l'estimation de leurs périodes de retour.

7.2.1 Définition des horsains

Le mot "horsain" est la traduction française de "outlier". Ce mot est surtout utilisé en Normandie pour désigner "celui qui n'est pas né au pays" [86]. Outre cette définition étymologique, un horsain est, d'un point de vue statistique, une observation qui diffère significativement du reste d'un échantillon [18]. Plusieurs causes peuvent être à l'origine de leur apparition : erreur de mesure, erreur d'enregistrement informatique, ou bien survenance d'un événement rare. Dans les deux premiers cas, il peut être judicieux de retirer ces valeurs de l'échantillon avant de commencer toute analyse statistique. Dans ce manuscrit, les observations de surcotes ayant notamment subi un contrôle qualité de la part des organismes diffuseurs, ces deux premiers cas sont supposés écartés.

Il n'existe pas de définition mathématique formelle de l'horsain, ce qui rend leur identification et leur traitement parfois subjectif. Cependant, les définitions suivantes ont été proposées dans la littérature scientifique :

(i) Un horsain est une observation qui n'est pas expliquée par la distribution de probabilité décrivant le reste de l'échantillon [94].

(ii) Un horsain est une observation supposée avoir été générée par un mécanisme différent de celui à l'origine du reste de l'échantillon [55].

(iii) Un horsain est une observation (ou sous-ensemble d'observations) qui ne concorde pas avec le reste de l'échantillon [7].

La définition (i) renvoie à une approche paramétrique, consistant à préalablement ajuster une loi de probabilité à l'échantillon, avant de décider quelles observations peuvent être déclarées comme étant des horsains. Cette définition implique que la distribution retenue n'est pas adaptée pour modéliser la probabilité d'occurrence des horsains. Par exemple, une loi à deux paramètres aura tendance à identifier davantage d'horsains qu'une loi à trois paramètres, qui est plus flexible par définition. De plus, la procédure d'estimation des paramètres de la distribution joue également un rôle dans la caractérisation des horsains : selon la robustesse de l'estimateur utilisé, une valeur particulièrement intense sera potentiellement un horsain ou non. Par exemple, une estimation par maximum de vraisemblance

amènera naturellement le modèle à mieux expliquer cette valeur (avec une incertitude demeurant toutefois élevée) par rapport à la méthode des L-moments, qui est plus robuste aux valeurs extrêmes. La définition (i) est donc sensible à plusieurs paramètres, dont entre autres le choix de la distribution de probabilité et de l'estimateur. Par ailleurs, quels que soient les critères d'identification des horsains, l'apparition de ceux-ci peut toujours être attribuée à l'incertitude d'échantillonnage : à moins que leurs valeurs ne soient en dehors du support de la loi de probabilité choisie, la probabilité d'observer ces horsains n'est jamais nulle.

La définition (ii) implique que les horsains observés sont issus d'une sous-population minoritaire, dont l'origine serait expliquée par des mécanismes différents. Cette vision implique de bien connaître les phénomènes physiques générateurs des observations extrêmes. Dans un cadre paramétrique, la loi TCEV [111], spécifiquement adaptée aux maxima annuels, permet par exemple de séparer les événements fréquents d'intensité "normale" des événements rares d'intensité exceptionnelle, causés par des systèmes atmosphériques différents. Dans le cadre des dépassements de seuils, [6] ont proposé un mélange de deux lois exponentielles, dont la deuxième composante modélise l'occurrence des événements les plus intenses. Le modèle de [44], où chaque type de temps est représenté par une loi exponentielle spécifique, permet quant à lui de définir un "type de temps à risque" susceptible de générer des horsains.

La définition (iii) correspond à une vision non-paramétrique de l'horsain, la seule base de comparaison étant l'échantillon. C'est peut-être la définition la plus générale des trois, qui ne nécessite pas d'hypothèses trop spécifiques. Dans la section suivante, la procédure utilisée pour déceler la présence de horsains dans les données repose sur la définition (iii). Les trois définitions ne sont cependant pas mutuellement exclusives : ainsi, des horsains selon (iii) peuvent trouver une justification selon (i) ou (ii).

7.2.2 Méthode d'identification des horsains

Dans ce manuscrit, les échantillons sont constitués de valeurs extrêmes, dont la symétrie est peu probable. Or, les méthodes classiques de détection des horsains sont, pour la plupart, basées sur une hypothèse de symétrie des données. Sur un échantillon asymétrique, ces méthodes auront tendance à déclarer, à tort, des valeurs usuelles comme étant des horsains.

[62] ont proposé une méthode de détection automatique des horsains pour des données asymétriques, et donc adaptée aux échantillons d'extrêmes. Les horsains y sont notamment décrits selon une philosophie proche de la définition (iii) de [7], où l'effort est concentré sur les échantillons, sans imposer de distribution de probabilité spécifique. À partir d'un échantillon donné, le principe de leur méthode est le suivant :

- Construction d'un *ajusted boxplot* tenant compte de l'éventuelle asymétrie des données. Par rapport au boxplot classique, les moustaches sont modifiées en fonction de l'asymétrie observée, afin de mieux distinguer les valeurs rares des valeurs usuelles de l'échantillon. Ainsi, quand les données sont asymétriques, moins d'observations usuelles tombent en dehors des moustaches.

- Définition d'une mesure d'*outlyingness* (que l'on propose de traduire par *horsianité*) adaptée à des données éventuellement asymétriques. L'horsianité d'une observation indique son éloignement par rapport à la tendance centrale (médiane) de l'échantillon. Cette mesure est normalisée par un indicateur robuste de dispersion, qui est fonction des moustaches du boxplot ajusté et reflète également l'asymétrie des données.

- Calcul des coefficients d'horsianité des données, où une horsianité élevée indique un horsain potentiel. L'observation dont l'horsianité dépasse la moustache supérieure du boxplot ajusté est déclarée comme étant un horsain.

7.2.3 Horsains aux échelles locale et régionale

Supposons, dans le cas des surcotes de pleine mer, que l'on ait observé une tempête ayant généré une surcote de pleine mer millénalle en un site quelconque de la région 1 (Golfe de Gascogne et Manche). Supposons également qu'en ce site, la durée d'observation de la série de surcotes de pleine mer est 30 ans. Ainsi, la probabilité d'observer cette surcote millénale en ce site sur une période de 30 ans est $1-0.999^{30} \approx 3\%$. Considérons désormais cette tempête à l'échelle régionale. La durée effective d'observation de la région 1 est estimée à 517 ans (cf. chapitre 5). La probabilité d'observer une surcote millénale sur un échantillon de 517 ans devient $1-0.999^{517} \approx 40\%$.

Par ailleurs, la tempête Martin du 27 décembre 1999 a généré la surcote de pleine mer la plus élevée à la fois *i*) au site du Verdon (1.58 m, table 7.1) et *ii*) dans la région 1 en valeur normalisée (figure 6.10). Alors qu'une analyse locale n'indiquerait seulement qu'une telle tempête a été observée une seule fois en 29 ans (durée d'observation des surcotes de pleine mer au Verdon), la prise en compte de l'information régionale permet de réévaluer cette fréquence empirique à une fois en 517 ans (durée effective d'observation de la région 1), et ce pour n'importe quel site de cette région. En effet, le principe sous-jacent de l'approche régionale utilisée ici est qu'il n'existe pas de trajectoires préférentielles des tempêtes à l'intérieur d'une région ; chaque tempête observée aurait pu se produire n'importe où ailleurs dans celle-ci, de façon cohérente avec la formation de régions homogènes basée sur l'identification des empreintes typiques des tempêtes.

Ces exemples simples illustrent qu'une observation qui est rare à l'échelle d'un site (et, par extension, qui peut être catégorisée comme un horsain) ne l'est plus forcément à l'échelle

régionale. Considérer une tempête à l'échelle régionale peut donc potentiellement réduire le caractère exceptionnel de son occurrence constaté à l'échelle locale. Pour approfondir ces exemples et savoir si un horsain observé à l'échelle locale demeure un horsain à l'échelle régionale, la méthode d'identification des horsains décrite en section 7.2.2 est appliquée aux séries de surcotes de pleine mer et de hauteurs significatives de vagues, aux échelles locale et régionale.

7.2.3.1 Horsains à l'échelle locale

La méthode de [62] est appliquée sur les échantillons locaux de dépassements de seuils de surcotes de pleine mer. Les surcotes de la table 7.1 associées aux tempêtes du 1er février 1953 (Dunkerque), du 15-16 octobre 1987 (Brest), Martin (Verdon) et Xynthia (La Rochelle) sont ainsi identifiées comme étant des horsains à l'échelle locale. La figure 7.5 montre en effet que ces surcotes (indiquées en rouge) se détachent nettement du reste des échantillons. Le boxplot ajusté pour la série de Brest est représenté en figure 7.8a.

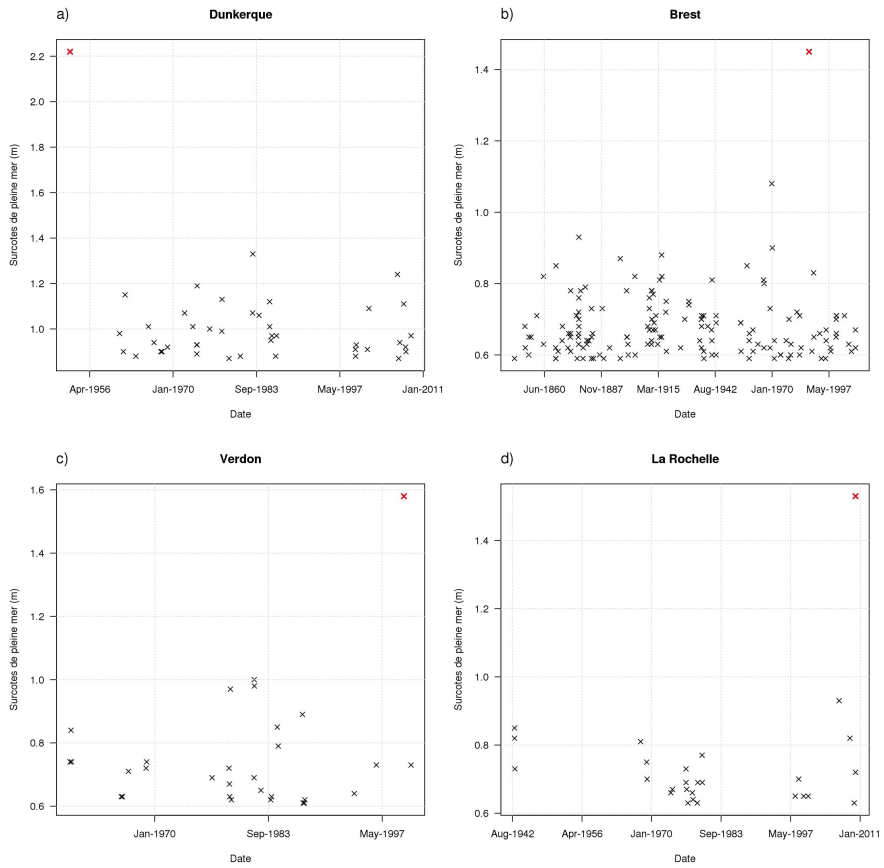

Figure 7.5: Séries locales des dépassements de seuils (surcotes de pleine mer) : a) Dunkerque, b) Brest, c) Verdon, d) La Rochelle. Les croix rouges indiquent les horsains détectés.

La tempête Klaus du 23-24 janvier 2009 a quant à elle généré des horsains de hauteurs significatives de vagues en 31 sites localisés dans le Golfe de Gascogne (figure 7.6), illustrant ainsi le caractère exceptionnel de cette tempête.

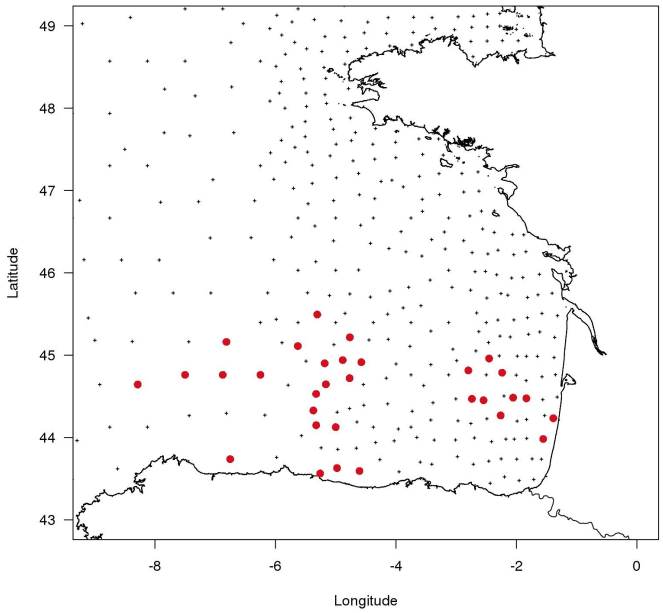

Figure 7.6: Sites dont les hauteurs significatives de vagues générées par la tempête Klaus sont identifiées comme étant des horsains (points rouges).

7.2.3.2 Horsains à l'échelle régionale

La tempête Martin du 27 décembre 1999 est à l'origine de la surcote de pleine mer la plus élevée dans la région 1 (Golfe de Gascogne et Manche), en valeur normalisée. Les tempêtes d'octobre 1987 et Xynthia se situent respectivement en 2ème et 3ème position dans cette région. La tempête du 1er février 1953 a été, quant à elle, la plus intense en valeur normalisée dans la région 2 (Mer du Nord).

En appliquant la méthode d'identification des horsains aux échantillons régionaux des régions 1 et 2, aucune des surcotes de pleine mer associées à ces tempêtes n'est déclarée comme étant un horsain (figure 7.7 et figure 7.8b pour le boxplot ajusté de la région 1). Le fait de regrouper dans un seul échantillon des tempêtes s'étant produites en différents endroits, mais qui auraient pu potentiellement impacter n'importe quel site de la région, atténue ainsi l'effet horsain qui est observé localement. Aucun autre horsain n'a été identifié dans les autres régions, que ce soit à l'échelle locale ou régionale.

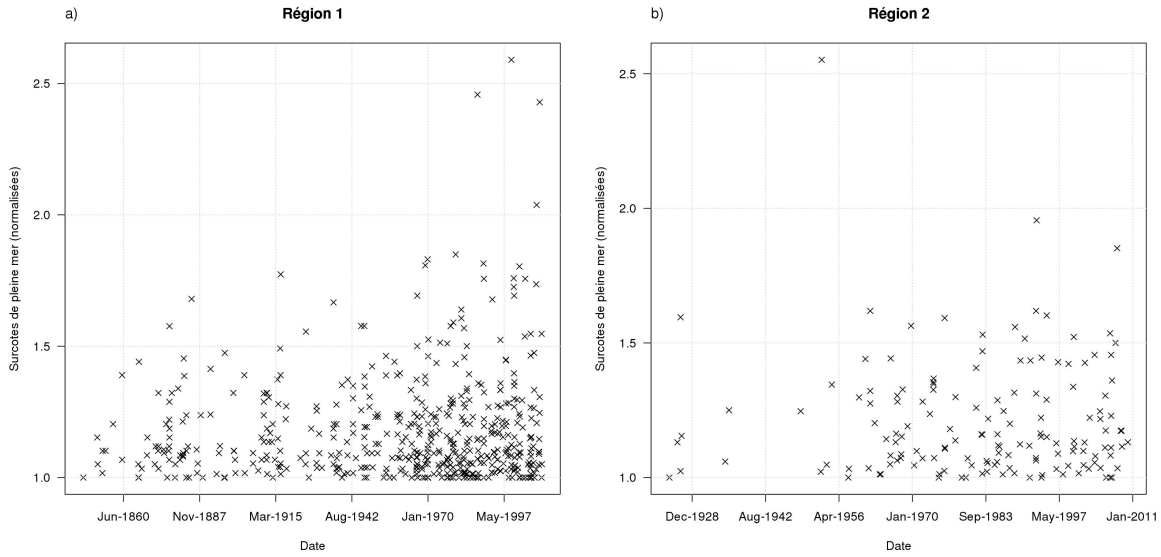

Figure 7.7: Échantillons régionaux (surcotes de pleine mer) : a) région 1, b) région 2.

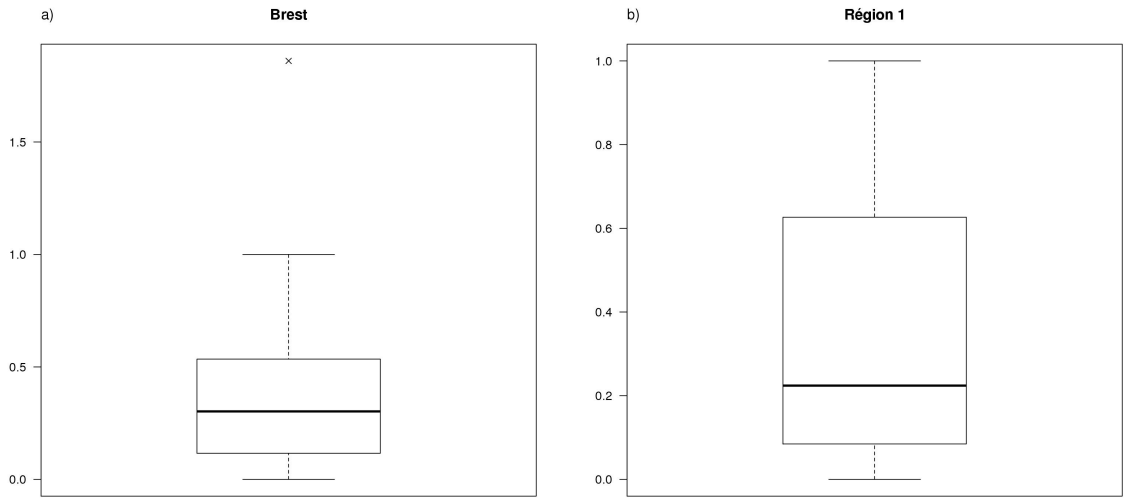

Figure 7.8: Détection de horsains (surcotes de pleine mer) : boxplots ajustés pour les échantillons de a) Brest (échelle locale) et b) la région 1. Une valeur dépassant la moustache supérieure du boxplot ajusté correspond à un horsain.

Concernant les observations de hauteurs significatives de vagues, la tempête Klaus du 23-24 janvier 2009, ayant généré des horsains à l'échelle locale, demeure un horsain à l'échelle régionale (figure 7.9). Une explication possible est que la région 6 (Golfe de Gascogne Sud) est en fait issue d'une empreinte de tempête plus étendue (Golfe de Gascogne), dont

le découpage a été motivé à des fins d'homogénéité statistique (section 4.2.1.1).

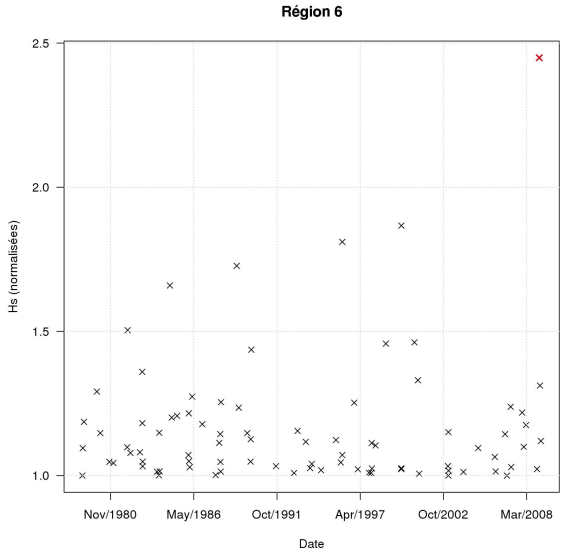

Figure 7.9: Échantillon régional (hauteurs significatives de vagues) de la région 6 (Golfe de Gascogne Sud). Les croix rouges indiquent les horsains détectés.

7.2.4 Estimation des périodes de retour des tempêtes par analyse régionale

7.2.4.1 Tempêtes horsains

La méthodologie développée dans le chapitre 5 pour estimer les périodes de retour des tempêtes aux échelles locale et régionale, est ici appliquée aux tempêtes ayant généré les conditions maritimes les plus intenses observées. En particulier, par rapport aux résultats présentés dans le chapitre 5, la distribution régionale a depuis été améliorée dans le chapitre 6 (prise en compte des effets saisonniers pour les surcotes et des effets directionnels pour les vagues), ce qui modifie notamment les estimations théoriques des périodes de retour des tempêtes.

La table 7.2 contient les estimations des périodes de retour des 4 tempêtes les plus intenses observées en termes de surcotes de pleine mer. Par exemple, en un site quelconque de la région 2 (Mer du Nord), la surcote de pleine mer normalisée observée durant la tempête du 1er février 1953 est estimée revenir en moyenne tous les 152 ans (empiriquement) et 998 ans (théoriquement). Cependant, cette surcote de pleine mer (en valeur normalisée) est estimée revenir en au moins un site de la région en moyenne tous les 35 ans (empiriquement) et 230 ans (théoriquement).

Table 7.2: Périodes de retour (en années) des tempêtes les plus intenses observées (surcotes de pleine mer) : $\widetilde{T}_{s,loc}$, $\overline{T}_{s,loc}$, $\widetilde{T}_{s,reg}$ et $\overline{T}_{s,reg}$ sont respectivement la période de retour locale empirique, la période de retour locale théorique, la période de retour régionale empirique et la période de retour régionale théorique.

Tempête	Région	$\widetilde{T}_{s,loc}$ (ans)	$\overline{T}_{s,loc}$ (ans)	$\widetilde{T}_{s,reg}$ (ans)	$\overline{T}_{s,reg}$ (ans)
1er février 1953	2	152	998	35	230
15-16 octobre 1987	1	259	545	17	36
Martin (27 décembre 1999)	1	518	829	34	54
Xynthia (27-28 février 2010)	1	173	497	11	33

La table 7.3 contient les estimations des périodes de retour de la tempête Klaus (23-24 janvier 2009) en termes de hauteurs significatives de vagues. Ainsi, en un site quelconque de la région 6 (Golfe de Gascogne Sud), la hauteur significative associée à la tempête Klaus est estimée revenir en moyenne tous les 85 ans (empiriquement) et 157 ans (théoriquement). Cependant, au moins un site de la région 6 est impacté par une tempête similaire en moyenne tous les 31 ans (empiriquement) et 58 ans (théoriquement).

Table 7.3: Périodes de retour (en années) de la tempête Klaus (hauteurs significatives de vagues) : $\widetilde{T}_{s,loc}$, $\overline{T}_{s,loc}$, $\widetilde{T}_{s,reg}$ et $\overline{T}_{s,reg}$ sont respectivement la période de retour locale empirique, la période de retour locale théorique, la période de retour régionale empirique et la période de retour régionale théorique.

Tempête	Région	$\widetilde{T}_{s,loc}$ (ans)	$\overline{T}_{s,loc}$ (ans)	$\widetilde{T}_{s,reg}$ (ans)	$\overline{T}_{s,reg}$ (ans)
Klaus (23-24 janvier 2009)	6	85	157	31	58

7.2.4.2 Tempêtes absentes de la base de données

Plusieurs tempêtes, connues pour avoir généré des dégâts importants, ne sont pas présentes dans la base de données utilisée dans ce manuscrit. L'objectif de cette section est d'exploiter les résultats de l'analyse régionale pour prédire, *a posteriori*, les périodes de retour de ces tempêtes.

Tempête Xynthia du 27-28 février 2010 (hauteurs significatives de vagues)
Durant la tempête Xynthia, la bouée SHOM, située au large de l'île d'Oléron et de coordonnées décimales (-1.80, 45.83), a mesuré des hauteurs significatives de vagues de 7.50 m [100]. Comme indiqué dans la figure 7.10, cette bouée est située dans la région 5 (Golfe de Gascogne Nord), et le site ANEMOC-2 le plus proche est situé à une distance de 14 km, aux coordonnées (-1.89, 45.94). L'indice local (hauteur significative annuelle) en ce site ANEMOC-2 est 8.51 m : ainsi, la période de retour de la hauteur significative de la

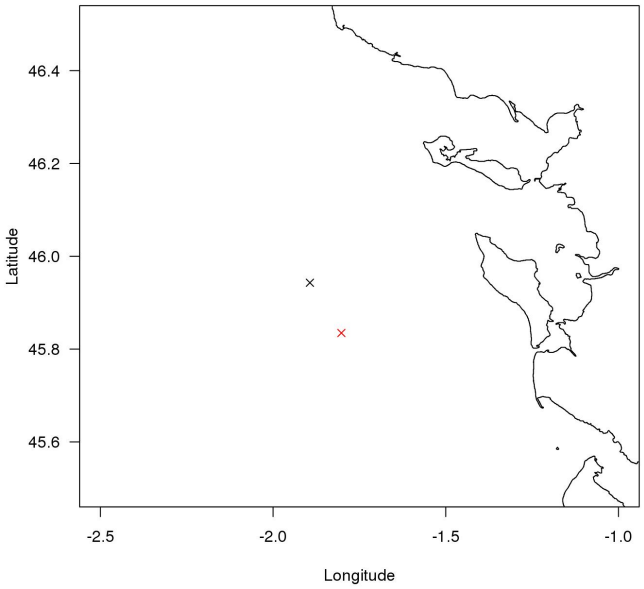

Figure 7.10: Position de la bouée SHOM (rouge) et du site ANEMOC-2 le plus proche (noir).

vague associée à Xynthia y serait donc inférieure à 1 an (si l'on accepte l'hypothèse de comparer entre elles des H_s mesurées et simulées). Dans ce secteur, les vagues générées par la tempête Xynthia n'ont donc pas été d'une intensité exceptionnelle ; les dégâts occasionnés par cette tempête ont surtout été dus à la concomitance d'une forte marée et d'une surcote de pleine mer importante.

Tempêtes de l'automne-hiver 2013-2014 (surcotes de pleine mer)

Au cours de l'automne-hiver 2013-2014, la zone Atlantique Nord-Est/Manche/Mer du Nord a été impactée par une série de tempêtes ayant occasionné de nombreux dégâts sur le littoral. [28] ont notamment mis à disposition les surcotes de pleine mer observées sur le littoral français au cours de 7 de ces tempêtes.

Par exemple, la tempête Xaver du 5-8 décembre 2013 a impacté la région 2 (Mer du Nord), en générant des surcotes de pleine mer de 1.12 m, 1.25 m et 2 m, respectivement à Calais, Dunkerque et Lowestoft (source BODC pour ce dernier port). Cependant, après normalisation par l'indice local, l'impact de Xaver a été le plus intense à Calais (valeur normalisée de $1.12/0.61 = 1.84$). En résumant la tempête Xaver par cette valeur normalisée maximale, le modèle régional estime une période de retour régionale (resp. locale) de 10.9 ans (resp. 47.1 ans), en termes de surcotes de pleine mer.

La table 7.4 contient les périodes de retour locale et régionale estimées pour 6 tempêtes de automne-hiver 2013-2014, dont les caractéristiques en termes de surcotes de pleine mer sont données par [28]. Par exemple, la tempête Dirk du 23-27 décembre 2013 a généré des surcotes de pleine mer revenant, selon le modèle, *i*) en moyenne tous les 2.4 ans en un site quelconque de la région 1 (Golfe de Gascogne et Manche) et *ii*) en moyenne tous les 0.2 ans (5 fois par an) en au moins un site de cette région.

À l'exception de la tempête Xaver, ces périodes de retour ne sont pas très élevées, malgré de forts niveaux marins observés et de nombreux dégâts sur le littoral. En effet, d'après [28], ces tempêtes ne sont pas caractérisées par des surcotes (instantanées ou de pleine mer) importantes, mais plutôt par un "*contexte de marée de vive-eau qui permet même à de faibles surélévations de la mer provoquées par le passage des dépressions de produire des hauteurs remarquables*".

Table 7.4: Tempêtes de l'automne-hiver 2013-2014 (surcotes de pleine mer) : région et site dont l'impact normalisé a été maximal, et estimation de leurs périodes de retour (en années) par analyse régionale, où $\overline{T}_{s,loc}$ et $\overline{T}_{s,reg}$ désignent respectivement la période de retour théorique locale et régionale.

Tempête	Zone d'impact maximal	$\overline{T}_{s,loc}$ (ans)	$\overline{T}_{s,reg}$ (ans)
Christian (26-29 octobre 2013)	Région 1 - Le Havre (0.81 m)	1.8	< 1
Godehart (3-6 novembre 2013)	Région 2 - Calais (0.81 m)	4.8	1.1
Xaver (5-8 décembre 2013)	Région 2 - Calais (1.12 m)	47.1	10.9
Dirk (23-27 décembre 2013)	Région 1 - Saint-Nazaire (0.86 m)	2.4	< 1
Petra (4-5 février 2014)	Région 1 - Brest (0.84 m)	9.9	< 1
Qumaira (6-7 février 2014)	Région 1 - Les Sables d'Olonne (0.84 m)	4.7	< 1

Chapitre 8

Conclusions finales et perspectives

Dans le cadre de l'estimation des événements extrêmes, l'analyse régionale cherche à exploiter l'information de sites d'observation similaires issus de régions homogènes. Cette méthode, relativement peu utilisée à ce jour dans le domaine maritime, est ici appliquée à des données de hauteurs significatives de vagues et de surcotes de pleine mer, dans la zone Atlantique Nord-Est, Manche et Mer du Nord.

Dans ce manuscrit, les régions homogènes sont formées en déterminant les empreintes typiques des tempêtes générant les extrêmes maritimes. Les régions identifiées étant physiquement cohérentes et statistiquement homogènes, l'analyse régionale est donc une méthode applicable aux variables surcote et hauteur de vagues.

Les extrêmes observés à l'intérieur d'une région homogène sont ensuite regroupés dans un échantillon régional, selon la méthode du pooling. Les effets directionnels (hauteurs significatives de vagues) et saisonniers (surcotes de pleine mer) sont notamment incorporés dans la distribution régionale. De plus, le pooling a nécessité la mise en place d'un modèle de dépendance entre les sites. Celui-ci, en exprimant la tendance qu'ont les sites à avoir un comportement similaire durant une tempête, permet d'estimer la durée effective régionale et de relier les périodes de retour régionale et locale d'une tempête.

L'analyse régionale présente deux avantages principaux par rapport à une analyse locale :

- *Elle permet de contourner le problèmes des séries courtes et donc de réduire les incertitudes sur les estimations des niveaux de retour : en particulier, à partir des données utilisées dans ces travaux, cette diminution est évaluée globalement à 55% sur les niveaux de retour 100 ans.*
- *Sa philosophie sous-jacente est que chaque tempête observée dans une région homogène aurait pu se produire n'importe où ailleurs dans celle-ci : ainsi, en amoindrissant le caractère plus ou moins exceptionnel des tempêtes observées à l'échelle locale, l'analyse régionale permet d'estimer de façon plus robuste les périodes de retour des tempêtes et de mieux caractériser les éventuels horsains.*

Ces travaux ont ouvert plusieurs perspectives, dont notamment l'inclusion de données historiques, l'extension de l'analyse régionale au cadre multivarié pour étudier la conjonction des aléas maritimes à l'échelle régionale ou encore l'utilisation de covariables physiques pour améliorer i) la détection des tempêtes, ii) la formation de régions homogènes et iii) la représentation de l'indice local.

En ingénierie côtière, l'étude statistique des événements océano-météorologiques extrêmes est souvent un préalable au dimensionnement des ouvrages de protection. Cependant, le problème des séries courtes, inhérent aux analyses locales et fréquemment rencontré en pratique, peut parfois rendre très incertaines les estimations de niveaux de retour élevés.

L'analyse régionale permet de limiter les incertitudes associées aux analyses locales, en exploitant l'information de sites d'observation statistiquement similaires. Son application dans le cadre des aléas maritimes extrêmes étant toutefois relativement récente, l'objectif de cette thèse est d'aborder certaines questions méthodologiques nécessitant un développement.

8.1 Synthèse des principaux résultats obtenus

Chacun des points suivants sont illustrés sur des données de hauteurs significatives de vagues (issues de la base de données numériques ANEMOC-2) et de surcotes de pleine mer (obtenues à partir de marégraphes), dans la zone Atlantique Nord-Est, Manche et Mer du Nord.

8.1.1 Échantillonnage des extrêmes

- Les extrêmes sont échantillonnés par une approche POT : par rapport à une approche par maxima annuels, l'information apportée par les événements extrêmes y est notamment mieux exploitée, et les estimations sont généralement plus fiables, surtout si les séries d'observation sont de courte durée.

- Les tempêtes, définies ici comme des événements physiques générant des extrêmes maritimes en au moins un site de la zone d'étude, sont la base de l'échantillonnage des extrêmes. Elles sont directement caractérisées à partir de la variable maritime d'intérêt. La procédure de détection spatio-temporelle développée permet de séparer des tempêtes survenant simultanément en différents endroits, ou encore de détecter des tempêtes successives impactant une même zone, comme les tempêtes Lothar et Martin de décembre 1999. Les tempêtes permettront également de former des régions homogènes et de modéliser la dépendance régionale.

- Dans une approche à seuils, une modélisation des dépassements offre plus de perspectives qu'une modélisation des excès : la loi régionale est beaucoup plus flexible dans le cas des dépassements de seuils que dans le cas des excès. L'indice local est cependant contraint d'être égal (ou, tout du moins, proportionnel) au seuil.

- Une approche "double seuil" est utilisée pour séparer les considérations physiques des tempêtes de l'analyse purement statistique des extrêmes. En particulier, en

chaque site, le seuil statistique régissant l'impact d'une tempête est sélectionné pour correspondre à $\lambda = 1$ dépassement de ce seuil par an en moyenne, λ étant l'occurrence annuelle moyenne des tempêtes en chaque site. Ce choix repose sur un compromis entre l'obtention d'une durée effective régionale suffisante et une estimation fiable des paramètres de la loi régionale. Le modèle de l'indice maritime implique que ces seuils représentent les indices locaux.

- Plusieurs facteurs physiques expliquent les variations spatiales des indices locaux, comme la bathymétrie, l'exposition du site par rapport aux tempêtes, la longueur du fetch (pour les hauteurs significatives de vagues) ou la configuration du trait de côte (pour les surcotes de pleine mer).

8.1.2 Formation de régions homogènes

- À notre connaissance, aucune méthode spécifique aux aléas maritimes n'a été à ce jour formalisée dans la littérature. L'homogénéité y est surtout caractérisée de façon statistique, ce qui peut nuire à l'interprétation des régions obtenues. Il est ainsi suggéré d'identifier d'abord des régions potentiellement homogènes par un critère physique, avant de tester leur homogénéité statistique.

- Les régions homogènes sont formées via l'identification des empreintes typiques des tempêtes générant les extrêmes maritimes. Les régions obtenues sont facilement interprétables : les sites d'une région donnée ont tendance à être impactés par une même tempête, et toute tempête impactant une région a tendance à rester incluse dans celle-ci. L'algorithme, basé sur la classification des sites à partir d'un critère de propagation des tempêtes, ne requiert que l'instant d'occurrence des extrêmes observés pour reconstruire les tempêtes. Il permet d'aboutir à des régions physiquement homogènes, dont l'homogénéité statistique sera vérifiée.

- L'homogénéité statistique des régions obtenues est validée avec le test H [59] : la dispersion observée des L-moments empiriques est comparée avec celle attendue pour une région théoriquement homogène, par le biais de simulations Monte Carlo. Ces dernières étant basées sur la flexible loi Kappa, la procédure peut être vue comme indépendante de la spécification de la loi régionale. Il est donc possible de séparer l'étape de formation de régions homogènes de celle de la sélection d'une loi régionale adaptée.

- Pour les hauteurs significatives d'états de mer, 6 régions homogènes sont obtenues : Atlantique Sud, Atlantique Nord, Mer du Nord, Manche et ses approches, Golfe de Gascogne Nord et Golfe de Gascogne Sud.

- Pour les surcotes de pleine mer, 5 régions homogènes sont obtenues : Golfe de

Gascogne et Manche, Mer du Nord, Royaume-Uni Nord, Mer d'Irlande et Canal de Bristol.

8.1.3 Modélisation de la dépendance régionale

- Les régions homogènes formées présentent, par nature, une forte dépendance entre sites. Or, le modèle de l'indice maritime requiert l'indépendance entre les sites. Une stratégie de modélisation de la dépendance entre les sites est ainsi proposée, à l'échelle régionale et spécifique à la méthode du *pooling*.

- Les tempêtes sont l'élément de base de la modélisation. En effet, elles permettent de *i*) filtrer l'information redondante quand plusieurs sites sont impactés, ce qui permet de se ramener à l'hypothèse d'indépendance entre les sites (*declustering*), et *ii*) caractériser et modéliser la dépendance à l'échelle régionale.

- Le modèle proposé exprime la tendance qu'ont les sites à avoir un comportement similaire durant une tempête impactant la région. En particulier, la dépendance régionale y est décrite simultanément par la propagation et l'intensité régionale d'une tempête.

- Parmi les applications possibles de ce modèle se trouvent *i*) l'estimation de la durée effective régionale et *ii*) le lien entre périodes de retour régionale et locale d'une tempête.

- La philosophie sous-jacente à la méthode du *pooling* est qu'il n'existe pas de trajectoires préférentielles des tempêtes à l'intérieur d'une région ; chaque tempête observée aurait pu se produire n'importe où ailleurs dans celle-ci, de façon cohérente avec la formation de régions homogènes basée sur l'identification des empreintes typiques des tempêtes.

8.1.4 Spécification et estimation de la loi régionale

- Les observations régionales sont soumises à des effets non-stationnaires. Des différences saisonnières sont ainsi identifiées à la fois pour les hauteurs significatives de vagues et les surcotes de pleine mer. Pour les vagues, les effets directionnels expliquent davantage la variabilité observée que les effets saisonniers. Par ailleurs, l'impact des indices de téléconnexion sur l'intensité régionale des extrêmes n'a pas été mis en évidence.

- Les effets directionnels (hauteurs significatives de vagues) et saisonniers (surcotes de pleine mer) sont incorporés dans la loi régionale. Celle-ci est modélisée par un mélange de lois *GPD* dont le paramètre d'échelle varie de façon continue selon le

secteur directionnel ou la saison. Cette paramétrisation permet une meilleure prise en compte des phénomènes physiques à l'origine des extrêmes maritimes. Les modèles sont ensuite soumis à différents critères de sélection et de validation.

- L'estimation de la loi régionale permet de revenir ensuite à l'échelle locale. Les résultats détaillés des niveaux de retour locaux 100 ans sont présentés, pour les hauteurs significatives de vagues et les surcotes de pleine mer.

8.1.5 Analyse régionale *vs* analyse locale

- Par rapport à une analyse locale, l'analyse régionale permet de réduire les incertitudes sur les estimations des niveaux de retour. Ceci peut être aisément illustré par le concept de durée effective régionale, celle-ci étant plus importante que les durées locales d'observation. Pour ce qui est des estimations des niveaux de retour 100 ans (surcotes de pleine mer ou hauteurs significatives de vagues), la réduction des incertitudes consécutive à l'analyse régionale est évaluée à 55% globalement avec ces données.

- L'analyse régionale amoindrit le caractère exceptionnel des tempêtes observées à l'échelle locale, et permet de mieux modéliser leurs probabilités d'occurrence. En particulier, une méthode d'identification des horsains, adaptée aux échantillons de valeurs extrêmes, est utilisée pour déceler les éventuels horsains de surcotes de pleine mer et de hauteurs significatives de vagues, aux échelles locale et régionale :

  - Pour les surcotes de pleine mer, 4 tempêtes ont généré des horsains à l'échelle locale : les tempêtes du 1er février 1953 à Dunkerque, du 15-16 octobre 1987 à Brest, Martin (27 décembre 1999) au Verdon et Xynthia (27-28 février 2010) à La Rochelle. Pour les hauteurs significatives de vagues, la tempête Klaus a généré des horsains à l'échelle locale dans le sud du Golfe de Gascogne.
  - À l'échelle régionale, les 4 tempêtes ayant généré des surcotes de pleine mer exceptionnelles localement ne sont plus considérées comme étant des horsains.

- Les périodes de retour des tempêtes ayant généré localement des horsains sont estimées et comparées aux échelles locale et régionale.

- Les périodes de retour des tempêtes Xynthia (hauteurs significatives de vagues) et de l'automne-hiver 2013-2014 (surcotes de pleine mer), n'apparaissant pas dans la base de données, sont estimées *a posteriori* par analyse régionale.

8.2 Discussion et perspectives

L'analyse régionale développée dans ce manuscrit repose sur la séparation entre : *i*) effets régionaux, à travers les tempêtes, dont l'intensité et l'extension spatiale s'observent à l'échelle synoptique, et *ii*) effets purement locaux, via l'indice local : par exemple, la bathymétrie locale, l'exposition du site par rapport aux tempêtes, la longueur du fetch (vagues) ou encore la configuration du trait de côte (surcotes), sont des éléments pouvant intensifier ou réduire l'impact régional des tempêtes.

Cette hypothèse de séparation de ces effets peut aider à comprendre les mécanismes océano-météorologiques générant les extrêmes maritimes, tout en réduisant bien évidemment leur complexité. Plusieurs perspectives d'amélioration de ce modèle régional sont ainsi envisageables.

8.2.1 Sur la représentation de l'indice local

L'indice local contient les spécificités de chaque site, par rapport aux caractéristiques régionales communes partagées par les sites de la région homogène. Une amélioration possible du modèle serait de définir un indicateur local mêlant, par exemple, bathymétrie, exposition par rapport aux vents dominants, fetch (vagues) ou configuration du trait de côte (surcotes), afin de *i*) quantifier la part des ces différents effets de site intervenant dans l'indice local, et *ii*) prédire l'indice local en des endroits dépourvus d'observations. Une approche semblable en hydrologie, appelée "méthode indirecte", suppose que l'indice local présente des propriétés d'invariance d'échelle dans un bassin versant [12].

8.2.2 Sur la détection des tempêtes

Les tempêtes sont directement définies et identifiées à travers la variable maritime d'intérêt. La prise en compte de variables océano-météorologiques complémentaires représentant, par exemple, les conditions atmosphériques à échelle synoptique (comme les champs de vent et/ou de pression) ou l'état de la mer (comme la période et la direction des vagues) pourrait aider à mieux identifier les tempêtes.

Cependant, la seule prise en compte de ces variables extérieures pour détecter les tempêtes peut ne pas suffire. Par exemple, n'utiliser que le vent local pour détecter des tempêtes de vagues occulterait le fait qu'un état de mer extrême observé en un site donné peut être le résultat de la propagation d'une houle océanique, et non d'une mer de vent locale.

Par ailleurs, dans le cas des vagues, la direction mériterait certainement d'être intégrée dans la procédure de détection des tempêtes. Par exemple, des vagues de hauteurs significatives relativement peu élevées (5 m) ont été observées le 20 février 1996 dans la baie de

Saint-Malo. Cependant, la direction de ces vagues (de secteur Nord-Ouest), qui a plutôt été atypique en cet endroit, a rendu cet épisode dangereux pour certains ports exposés comme Saint-Malo (*communication personnelle avec Franck Baraer de Météo France*). Cet événement, dont les hauteurs significatives de vagues associées sont peu intenses (inférieures au seuil de détection $q_{0.995}$), n'apparaît donc pas dans le catalogue des tempêtes extraites. Cependant, son caractère atypique peut appeler une définition plus complexe des tempêtes, où la vulnérabilité du littoral serait également prise en compte pour évaluer les risques côtiers.

Enfin, il serait intéressant de comparer les empreintes de tempêtes définies à partir des champs de vent et de pression avec celles obtenues dans ce manuscrit à partir des variables maritimes.

8.2.3 Sur la formation des régions homogènes

Les trajectoires des tempêtes en Atlantique Nord-Est se situent globalement dans des faisceaux plus ou moins déterminés par les indices de téléconnexion, et notamment la NAO (oscillation Nord-Atlantique). À l'intérieur de ces faisceaux, les trajectoires des tempêtes semblent purement aléatoires, e.g. [101]. Les régions homogènes, obtenues à partir de l'identification des empreintes typiques des tempêtes, peuvent ainsi être vues comme correspondant à ces faisceaux.

La méthode de formation des régions homogènes proposée dans cette thèse est actuellement appliquée sur une base de données numériques de surcotes, développée au Laboratoire d'Hydraulique Saint-Venant et couvrant la zone Golfe de Gascogne, Manche et Mer du Nord sur la période 1979-2010. Elle a également été appliquée dans le cadre du projet Vimers, qui vise à étudier les tempêtes impactant les côtes bretonnes et mieux comprendre les phénomènes de submersion marine, à partir des données de hauteurs significatives de vagues issues du modèle côtier d'ANEMOC-2, en mer d'Iroise.

Par ailleurs, l'utilisation de covariables physiques (vitesse et direction du vent, pression atmosphérique, bathymétrie, etc.) conjuguée aux méthodes d'analyse multivariée (comme l'analyse en composantes principales) peut représenter une alternative valable pour former des régions homogènes, où les sites seraient regroupés selon leur similarité en termes de ces covariables.

La formation de régions homogènes pourrait également bénéficier d'une approche par les types de temps, *i.e.* des situations synoptiques typiques et distinctes. [44] ont par exemple identifié les types de temps en France, afin de relier les événements de pluie avec leurs mécanismes générateurs ; chaque extrême observé est ensuite associé au type de temps correspondant, ce qui permet notamment d'homogénéiser les échantillons. Une

procédure similaire pourrait être adaptée pour constituer des régions homogènes, dans le cadre d'une analyse régionale. Par exemple, *i*) à chaque site serait associé le type de temps qui y génère le plus fréquemment des extrêmes, et *ii*) les sites seraient regroupés selon ces types de temps dominants. Ceci pourrait s'inscrire dans la continuité des travaux de thèse d'Amélie Laugel [78], qui a utilisé cette approche par type de temps pour étudier la climatologie moyenne des états de mer.

8.2.4 Sur les éventuelles traces d'hétérogénéité

Il est possible que le test d'homogénéité statistique d'Hosking et Wallis ne détecte pas l'hétérogénéité d'une région. Or, une source d'hétérogénéité, même légère, peut impacter significativement les résultats finaux. Une façon d'en tenir compte serait de rajouter les traces d'hétérogénéité que le test n'a pas été capable de détecter. La procédure bootstrap pour le calcul des incertitudes pourrait par exemple intégrer ces soupçons d'hétérogénéité : chaque région bootstrap simulée serait légèrement hétérogène, et le champ des incertitudes finales contiendrait alors celles dues à l'éventuelle homogénéité non détectée. Cela reste toutefois un problème délicat, car l'hétérogénéité peut se retrouver sous de multiples formes : il existe notamment une infinité de façons de simuler artificiellement une région hétérogène.

8.2.5 Sur l'analyse régionale non-stationnaire

Dans ce manuscrit, l'étude des échantillons régionaux n'a permis d'identifier aucune tendance temporelle significative qui serait le reflet d'une évolution climatique. Cependant, l'inclusion de nouvelles données ou l'examen de nouvelles variables pourrait éventuellement remettre ces conclusions en cause. Dans ce cas, [54, 112] ont par exemple introduit un modèle régional non-stationnaire permettant l'incorporation de tendances temporelles dans les paramètres de la loi régionale.

Par ailleurs, concernant les facteurs physiques influençant la loi régionale, les indices de téléconnexion de l'Atlantique Nord-Est ne semblent pas expliquer les hauteurs significatives et les surcotes de pleine mer les plus intenses, celles-ci étant davantage sensibles à la saison d'occurrence et au secteur directionnel des tempêtes (chapitre 6). Cependant, il existe certainement d'autres variables physiques, non étudiées dans ce manuscrit, exerçant une influence sur les extrêmes maritimes à l'échelle régionale. Ces travaux bénéficieraient par exemple de l'étude des vents synoptiques et des champs de pression atmosphérique associés à chaque tempête.

8.2.6 Sur la dynamique temporelle des extrêmes

Appréhender la dynamique spatio-temporelle des extrêmes permet de mieux comprendre, par exemple, le risque de submersion marine. Cependant, ce manuscrit s'est davantage orienté vers les aspects spatiaux, parfois au détriment des considérations temporelles. Même si les FIGURES 3.5 et 3.10 illustrent les durées moyennes locales des tempêtes, l'effort de modélisation n'a pas été concentré sur leur dynamique temporelle (par exemple, l'impact d'une tempête en un site n'a été résumé que par une seule observation).

[39, 108] ont modélisé la dépendance temporelle de dépassements de seuils consécutifs par une chaîne de Markov, pour l'estimation de vitesses de vents et de précipitations extrêmes. Un indice extrêmal permet ensuite de faire le lien entre la distribution du maximum annuel et des dépassements de seuils. [103] ont quant à eux utilisé des processus max-stables pour représenter la structure de dépendance temporelle de hauteurs de vagues extrêmes. Ces travaux, menés dans le cadre d'une analyse locale, peuvent constituer une source d'inspiration pour étoffer le modèle de l'indice maritime et prendre en compte la dynamique temporelle des extrêmes à l'échelle d'un site, et notamment améliorer les connaissances sur les durées des tempêtes.

8.2.7 Sur la considération d'un site particulier

Le modèle de l'indice maritime présenté dans ce manuscrit attribue le même poids à tous les sites d'une région homogène. Lorsque l'on est intéressé par un site en particulier, celui-ci peut donc être considéré comme sous-représenté. [109] ont proposé une version bayésienne de ce modèle, permettant de conférer davantage de poids à un site d'intérêt.

Par ailleurs, l'approche des régions d'influence, développée par [15], permet d'attribuer à chaque site sa propre région homogène. Ces régions sont formées selon la proximité des stations d'observation par rapport au site d'intérêt. Une telle procédure pourrait être adaptée à la méthode utilisée dans ce manuscrit, par exemple en identifiant les empreintes typiques des tempêtes dont les centres seraient positionnés sur les sites d'intérêt.

8.2.8 Sur la conjonction régionale des aléas maritimes

Ce manuscrit est restreint au cadre univarié, en ne considérant qu'une seule variable maritime à la fois (hauteur significative des vagues ou surcote de pleine mer). Cependant, les conditions océano-météorologiques extrêmes sont souvent caractérisées par différentes combinaisons de plusieurs variables (vent et hauteurs de vagues extrêmes par exemple), celles-ci étant généralement dépendantes. Ainsi, la prise en compte simultanée de ces variables aiderait, par exemple, à mieux caractériser le risque de submersion marine.

Pour modéliser la dépendance entre variables et étudier leur influence simultanée, les copules sont notamment de plus en plus utilisées en hydraulique maritime. Des exemples de travaux basés sur les copules se trouvent dans [31] pour l'étude jointe des hauteurs extrêmes de vagues et de leurs périodes associées, [129] pour caractériser simultanément les surcotes extrêmes et les hauteurs des vagues, ou encore [25, 81] pour modéliser la dépendance entre hauteurs signficatives, périodes des vagues, durées des tempêtes et niveaux de la mer observés durant une tempête.

En lien avec l'analyse régionale, [20] ont étendu le modèle de l'indice de crue au cadre multivarié, en se basant sur les copules. L'application de ces développements aux aléas maritimes demanderait, par exemple, de redéfinir les tempêtes comme les événements générant à la fois des hauteurs significatives de vagues extrêmes et des surcotes de pleine mer extrêmes (ou lorsqu'au moins l'une de ces variables est extrême). Il serait ensuite possible d'estimer aux échelles locale et régionale les périodes de retour de ces tempêtes "bivariées".

8.2.9 Sur la mise à jour de la base de données

Les données utilisées s'arrêtent en 2009 pour les hauteurs significatives de vagues et 2011 pour les surcotes de pleine mer. Depuis, les tempêtes de l'automne-hiver 2013-2014 ont par exemple généré des surcotes de pleine mer parfois élevées (voir la section 7.2.4.2). Ainsi, la mise à jour de ces observations dans l'analyse régionale apporterait des informations supplémentaires sur les extrêmes.

Par ailleurs, inclure davantage de sites d'observation permettrait de raffiner l'analyse régionale. Dans le cas des surcotes de pleine mer par exemple, il n'y a pas de données issues des ports belges et hollandais. Or, cette zone est probablement cohérente avec la région 2 (Mer du Nord) en termes d'empreintes de tempêtes. L'inclusion de ces sites pourrait avantageusement compléter cette région, et réduire ainsi les incertitudes sur la loi régionale associée.

8.2.10 Sur l'inclusion de données historiques

Les incertitudes associées à l'estimation des événements extrêmes motivent le développement de procédures permettant d'élargir les échantillons, comme par exemple l'analyse régionale. Valoriser l'information historique des événements marquants du passé représente ainsi une approche alternative à l'extension régionale des échantillons.

L'hypothèse de base pour inclure les données historiques dans la modélisation statistique est l'existence d'un seuil de perception au-delà duquel tous les dépassements de ce seuil ont été observés durant une période dite historique. Dans le cadre d'une analyse locale des

pluies extrêmes, [99] présentent la méthodologie pour inclure l'information historique dans la fonction de vraisemblance. [46, 96] ont développé un modèle régional bayésien tenant compte des pluies extrêmes survenues en des sites dépourvus d'observations systématiques, et cette méthodologie peut être directement transférable à des données historiques d'aléas maritimes.

L'utilisation de l'information historique en hydraulique maritime est actuellement en voie de développement. Par exemple, pour les estimations des surcotes extrêmes à La Rochelle, [53] ont montré que l'inclusion d'une donnée historique aidait à mieux représenter un horsain observé dans les données systématiques. Par ailleurs, dans le cadre du projet Vimers, le SHOM a mené un travail de recherche et de synthèse sur les tempêtes anciennes, où deux événements survenus en décembre 1896 et octobre 1924, ayant occasionné des submersions marines importantes sur le littoral breton, ont notamment été identifiés.

Cependant, le recueil des données historiques est généralement une tâche compliquée. Par exemple, ces informations peuvent être retrouvées à partir d'archives, d'anciens journaux, de discussions avec des personnes âgées, d'études sédimentologiques ou paléographiques, de marques témoignant d'un niveau marin élevé, etc. Les données historiques sont souvent imprécises, et l'analyse statistique doit en tenir compte pour ne pas introduire de biais dans les estimations.

Par ailleurs, cette information peut être difficilement valorisable pour l'étude des surcotes. En effet, les données historiques recueillies sont généralement des valeurs élevées des niveaux marins ; cependant, cela n'implique pas forcément que les surcotes associées soient historiques (en cas de très fortes marées par exemple).

Bien que délicate, l'extension de l'analyse régionale pour prendre en compte l'information historique représente ainsi une piste prometteuse pour essayer de réduire davantage les incertitudes sur les estimations des extrêmes maritimes.

Annexe A

Éléments de la théorie des valeurs extrêmes

La théorie des valeurs extrêmes offre un cadre rigoureux pour décrire les comportements des queues des distributions, ce qui permet d'estimer, par exemple, des niveaux de retour. Introduite à la fin des années 1920 avec les travaux fondateurs de [40, 43], elle a depuis connu de nombreux développements, et continue actuellement à faire l'objet de recherches actives. Cette section présente les éléments de base de cette théorie (dans un cadre univarié), en décrivant notamment les approches par les maxima annuels et les dépassements de seuils, qui sont les plus couramment utilisées en pratique. Le lecteur intéressé pourra se référer à [8, 22] pour une présentation complète de la théorie des valeurs extrêmes.

1.1 Approche par les maxima annuels

1.1.1 Sur la loi de probabilité du maximum

Soit $(X_1, ..., X_n)$ une suite de variables aléatoires *i.i.d.*, de fonction de répartition F. L'objectif est d'étudier le comportement asymptotique de la variable $M_n = \max_{i=1,...,n} X_i$.

La fonction de répartition de M_n est :

$$F_{M_n}(x) = \mathbb{P}\left(M_n \leq x\right) = F(x)^n$$

Ainsi, quand $n \to \infty$, F_{M_n} converge vers la distribution dégénerée $h(x) = \mathbb{1}_{F(x)=1}$. Le théorème de Fisher-Tippet [40] démontre que l'existence d'une loi limite non-dégénerée s'obtient après une renormalisation linéaire de M_n ; dans ce cas, la loi GEV (Generalized Extreme Value Distribution) est la seule distribution asymptotique possible.

Théorème de Fisher-Tippet : s'il existe des constantes $a_n > 0$ et b_n telles que

$$\lim_{n\to\infty} \mathbb{P}\left(\frac{M_n - b_n}{a_n} \leq x\right) = G(x),\ \forall x \in \mathbb{R}$$

où G est une distribution non-dégénerée, alors G est la fonction de répartition d'une loi GEV.

La fonction de répartition de la variable aléatoire $X \sim GEV(\xi, \alpha, k)$ est donnée par :

$$G(x) = \begin{cases} \exp\left\{-\left[1+k\left(\frac{x-\xi}{\alpha}\right)\right]^{-\frac{1}{k}}\right\} & \text{si } k \neq 0 \text{ et } 1+k\left(\frac{x-\xi}{\sigma}\right) > 0 \\ \exp\left[-\exp\left(-\frac{x-\xi}{\alpha}\right)\right] & \text{si } k = 0,\ \forall x \in \mathbb{R} \end{cases}$$

où $\xi \in \mathbb{R}$, $\alpha > 0$ et $k \in \mathbb{R}$ sont respectivement des paramètres de localisation, d'échelle et de forme. Le signe de k détermine le comportement de queue de la distribution : si $k < 0$ (loi de Weibull, dite à "queue bornée"), le support de la distribution est majoré par $\xi - \alpha/k$; si $k = 0$ (loi de Gumbel, dite à "queue légère"), le support est $\mathbb{R}$; $k > 0$ (loi de Fréchet, dite à "queue lourde"), le support de la distribution est minoré par $\xi - \alpha/k$, et n'a pas de borne supérieure.

1.1.2 Sur l'expression des niveaux de retour

Le théorème de Fisher-Tippet permet d'approcher la distribution du maximum d'un échantillon de grande taille par une loi *GEV*. En pratique, pour déterminer des niveaux de retour en sciences environnementales, les maxima annuels d'une série observée sont souvent utilisés pour déterminer les paramètres (ξ, α, k) de la loi *GEV*. Les méthodes du maximum de vraisemblance ou des L-moments (voir l'annexe B) sont des exemples de techniques permettant d'estimer ces paramètres.

Soit G la fonction de répartition du maximum annuel, de loi $GEV(\xi, \alpha, k)$. Le niveau de retour x_T associé à la période de retour T ans est défini comme la quantité dépassée en moyenne une fois tous les T ans : $1 - G(x_T) = 1/T$. On obtient ainsi :

$$x_T = G^{-1}(1-1/T) = \begin{cases} \xi - \frac{\alpha}{k}\left\{1 - [-\log(1-1/T)]^{-k}\right\} & \text{si } k \neq 0 \\ \xi - \alpha \log\left[-\log(1-1/T)\right] & \text{si } k = 0 \end{cases}$$

1.2 Approche par les dépassements de seuils

Le fait de n'utiliser que des maxima annuels peut faire perdre de l'information sur le comportement de queue de distribution. C'est par exemple le cas quand plusieurs extrêmes sont apparus la même année, ou bien quand aucun événement particulier n'est survenu durant une année. Cette constatation a motivé le développement des modèles à seuils, où toutes les observations dépassant un seuil élevé sont désormais considérées pour décrire la queue de distribution.

1.2.1 Sur la loi de probabilité des dépassements de seuils

Soient $(X_1, ..., X_n)$ une suite de variables aléatoires *i.i.d.*, de fonction de répartition F, et u un seuil élevé. L'objectif est d'étudier le comportement asymptotique de la variable $X|X > u$.

Le théorème de Fisher-Tippet permet d'approcher la distribution de $M_n = \max_{i=1,\dots,n} X_i$ par la loi GEV :

$$F_{M_n}(x) = F(x)^n \approx \exp\left\{-\left[1 + k\left(\frac{x-\xi}{\alpha}\right)\right]^{-\frac{1}{k}}\right\}$$

Ceci implique que :

$$n \log\left(F(x)\right) \approx -\left[1 + k\left(\frac{x-\xi}{\alpha}\right)\right]^{-\frac{1}{k}}$$

Or, pour $x > u$, $F(x) \approx 1$ et on a l'approximation suivante : $\log\left(F(x)\right) \approx -\left(1 - F(x)\right)$. Ainsi :

$$1 - F(x) \approx \frac{1}{n}\left[1 + k\left(\frac{x-\xi}{\alpha}\right)\right]^{-\frac{1}{k}}$$

La distribution de $X|X > u$ peut donc être approchée par :

$$\mathbb{P}\left(X > x|X > u\right) = \frac{1 - F(x)}{1 - F(u)} \approx \frac{\frac{1}{n}\left[1 + k\left(\frac{x-\xi}{\alpha}\right)\right]^{-\frac{1}{k}}}{\frac{1}{n}\left[1 + k\left(\frac{u-\xi}{\alpha}\right)\right]^{-\frac{1}{k}}} \approx \left[1 + \frac{k}{\widetilde{\alpha}}\left(x - u\right)\right]^{-\frac{1}{k}}$$

où $\widetilde{\alpha} = \alpha + k(u - \xi)$. Le terme de droite correspond à la loi GPD (Generalized Pareto Distribution), où u est le seuil et $(\widetilde{\alpha} > 0, k \in \mathbb{R})$ sont les paramètres d'échelle et de forme. Ainsi, $X|X > u$ suit asymptotiquement la loi $GPD(u, \widetilde{\alpha}, k)$. Le cas $k = 0$ correspond à la loi exponentielle : $\mathbb{P}\left(X > x|X > u\right) \approx \exp(-(x - u)/\widetilde{\alpha})$. Le paramètre k caractérisant le comportement de queue de la distribution est notamment le même que celui de la loi GEV limite de M_n.

1.2.2 Sur l'expression des niveaux de retour

La procédure classique consiste à d'abord déterminer le seuil u au-delà duquel les dépassements sont modélisés par une loi $GPD(u, \alpha, k)$. [22] fournit des éléments pour le choix, souvent délicat, de ce seuil. Les paramètres (α, k) sont ensuite estimés, par exemple par maximum de vraisemblance ou par la méthode des L-moments.

Soit F la fonction de répartition de la loi $GPD(u, \alpha, k)$ pour la variable $X|X > u$. En supposant que le seuil u est dépassé en moyenne λ fois par an, le niveau de retour T-ans x_T est solution de $1 - F(x_T) = \frac{1}{\lambda T}$. On obtient ainsi :

$$x_T = F^{-1}(1 - \tfrac{1}{\lambda T}) = \begin{cases} u + \dfrac{\alpha}{k}\left[\left(1 - \frac{1}{\lambda T}\right)^{-k} - 1\right] & \text{si } k \neq 0 \\ u + \alpha \log(\lambda T) & \text{si } k = 0 \end{cases}$$

Annexe B

L-moments

Les L-moments caractérisent une distribution de probabilité [56]. Ils existent dès que la moyenne de la distribution est finie, et sont définis comme espérances de combinaisons linéaires des statistiques d'ordre : ceci implique notamment une plus grande robustesse face aux outliers que les moments conventionnels. De plus, l'estimation de paramètres par la méthode des L-moments (basée sur le même principe que la méthode des moments) est parfois plus fiable que celle par maximum de vraisemblance, plus particulièrement si la taille de l'échantillon est petite [56].

2.1 Définition

Soit X une variable aléatoire continue de fonction de répartition F. Soit $(X_1, ..., X_n)$ un $n-$échantillon issu de la loi F et $X_{1:n} \leqslant X_{2:n} \leqslant X_{n:n}$ les statistiques d'ordre associées. Si $\mathbb{E}(X) < \infty$, alors le L-moment d'ordre s, λ_s, existe et est défini par :

$$\lambda_s = s^{-1} \sum_{k=0}^{s-1} (-1)^k \binom{s-1}{k} \mathbb{E}\left(X_{s-k:s}\right), s \in \mathbb{N}^* \tag{B.1}$$

Comme pour les moments conventionnels, chaque L-moment reflète une caractéristique de F : λ_1 est la moyenne, λ_2 mesure la dispersion, λ_3 l'asymétrie, λ_4 l'aplatissement, etc. La connaissance de $(\lambda_s)_{s \in \mathbb{N}^*}$ permet de caractériser de façon unique la loi F.

Il existe un lien étroit entre les L-moments et les moments de probabilité pondérés [50]. Ceux-ci sont définis comme :

$$M_{r,s,t} = \mathbb{E}\left[X^r \left(F(X)\right)^s \left(1 - F(X)\right)^t\right] \tag{B.2}$$

Les L-moments sont un cas particulier des moments de probabilité pondérés. En effet, en notant $\beta_s = M_{1,s,0}$, alors :

$$\lambda_{s+1} = \sum_{k=0}^{s} (-1)^{s-k} \binom{s}{k} \binom{s+k}{k} \beta_k \tag{B.3}$$

Par ailleurs, les rapports des L-moments sont la représentation adimensionnelle des L-

moments et sont définis par :

$$\begin{cases} \tau & = & \dfrac{\lambda_2}{\lambda_1} \\ \tau_s & = & \dfrac{\lambda_s}{\lambda_2}, \quad s \geqslant 3 \end{cases} \tag{B.4}$$

τ est le L-CV (coefficient de L-variation, par analogie au coefficient de variation classique), τ_3 est le *L-skewness* et τ_4 le *L-kurtosis*.

2.2 *L*-moments empiriques

Soit $b_k = \frac{1}{n\binom{n-1}{k}} \sum\limits_{j=k+1}^{n} \binom{j-1}{k} X_{j:n}$ un estimateur sans biais de $\beta_k = M_{1,k,0}$, et :

$$l_{s+1} = \sum_{k=0}^{s} (-1)^{s-k} \binom{s}{k} \binom{s+k}{k} b_k, s = 0, 1, ..., n-1 \tag{B.5}$$

l_s est un estimateur sans biais de λ_s. Une estimation (biaisée) du rapport des L-moments d'ordre $s \geqslant 3$ est quant à elle obtenue avec $t_s = l_s/l_2$; le L-CV s'estime via $t = l_2/l_1$ (biaisé également). Cependant, ces biais demeurent inférieurs à ceux des estimateurs des rapports des moments conventionnels [56].

2.3 Estimation par la méthode des *L*-moments

Supposons que l'on observe le $n-$échantillon $(X_1, ..., X_n)$, de loi F définie par p paramètres. Une façon d'estimer ceux-ci consiste à égaler les p premiers L-moments théoriques de F avec les p premiers L-moments empiriques, de façon similaire à la méthode des moments traditionnelle.

Soit l'exemple de la loi exponentielle à 2 paramètres $(\mu, \sigma > 0)$, dont la fonction de répartition est $F(x) = 1 - \exp\left(-\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$, $x > \mu$. Les deux premiers L-moments sont $\lambda_1 = \mu + \sigma$ et $\lambda_2 = \sigma/2$. La méthode des L-moments pour estimer (μ, σ) conduit aux estimateurs $\hat{\sigma} = 2l_2$ et $\hat{\mu} = l_1 - \hat{\sigma}$.

En pratique, la connaissance de $\lambda_1, \lambda_2, \tau_3$ et τ_4 suffit à déterminer les paramètres de la plupart des lois. Par ailleurs, ces estimateurs sont, d'un point de vue algorithmique, généralement plus simples à obtenir que les estimateurs du maximum de vraisemblance. Pour la plupart des distributions, ces estimateurs sont asymptotiquement gaussiens. De plus, dans le cas des petits ou moyens échantillons (quand le domaine asymptotique n'est pas atteint), leurs performances sont souvent meilleures [61].

Annexe C

Comparaison des performances des méthodes d'estimation de la loi régionale

L'objectif de cette annexe est de comparer les performances des méthodes du *regional averaging* et du *pooling* (section 1.2.4) pour estimer la loi régionale.

3.1 Modèle régional de base

Le modèle de référence utilisé est celui issu des conclusions du chapitre 3 : au site $i = 1, ..., N$, les dépassements X^i du seuil u_i sont modélisés par une loi $GPD(u_i, \alpha_i, k_i)$, où α_i et k_i sont respectivement des paramètres d'échelle et de forme. Les contraintes sur l'indice local (choisi comme étant égal au seuil u_i) et l'hypothèse d'homogénéité régionale (équation 3.3) impliquent que $X^i/u_i \sim GPD(1, \gamma, k)$, où le paramètre d'échelle $\gamma = \alpha_i/u_i$ et le paramètre de forme $k = k_i$ sont constants dans la région.

3.2 Méthodes d'estimation de la loi régionale

Dans cette annexe, le seuil u_i est supposé connu avec certitude. L'objectif du *regional averaging* et du *pooling* est d'estimer les paramètres de la loi régionale $GPD(1, \gamma, k)$. Grossièrement, le principe du *regional averaging* est de moyenner les informations obtenues à l'échelle locale pour inférer sur la population régionale, alors que le *pooling* se concentre sur un nouvel échantillon régional qui regroupe les observations locales.

3.2.1 Regional averaging

Les approches *PIF* [124] et *Hosking et Wallis* [60] (section 1.2.4.1) étant équivalentes pour le modèle régional supposé, seule la méthode d'*Hosking et Wallis* est présentée. Le principe est d'appliquer la méthode des L-moments (section 2.3 de l'annexe B) à l'échelle régionale. Pour la loi $GPD(1, \gamma, k)$, les relations entre les paramètres et les 2 premiers L-moments

(λ_1, λ_2) sont les suivantes :

$$\begin{cases} k &= 2 - \frac{\lambda_1 - 1}{\lambda_2} \\ \gamma &= (1-k)(\lambda_1 - 1) \end{cases} \tag{C.1}$$

Pour le site $i = 1, ..., N$, soient n_i la taille de l'échantillon et l_s^i le L-moment empirique d'ordre s. Le L-moment régional empirique est défini comme la moyenne pondérée des L-moments locaux empiriques : $l_s^r = \sum_{i=1}^{N} n_i l_s^i / \sum_{i=1}^{N} n_i$. Les paramètres (γ, k) sont alors estimés en remplaçant (λ_1, λ_2) par (l_1^r, l_2^r) dans l'équation C.1.

3.2.2 Pooling

Le principe est de rassembler dans un même échantillon régional toutes les observations normalisées $(X^i/u_i)_{i=1,...,N}$. Les paramètres (γ, k) sont ensuite estimés directement à partir de ce nouvel échantillon, par exemple avec la méthode des L-moments ou par maximum de vraisemblance.

3.3 Comparaison des performances des méthodes

3.3.1 Méthodologie

Les performances de la méthode d'*Hosking et Wallis* et du *pooling* sont comparées à partir de simulations Monte Carlo, notamment à travers l'estimation du quantile 0.999 de la loi régionale. Afin de simuler un scénario régional, les paramètres suivants sont utilisés :

- Le nombre de sites de la région est fixé à $N = 10$.
- Les tailles des échantillons locaux sont fixées à $n = 30$.
- La région est parfaitement homogène avec indépendance entre sites.
- Les N échantillons locaux normalisés sont issus de la population régionale $GPD(1, \gamma, k)$, où γ prend les valeurs 0.15 (ordre de grandeur pour les vagues et surcotes) ou 1, et k varie entre -0.25 et 0.25 avec un pas de 0.05.

Selon les valeurs de (γ, k), 22 scénarios régionaux sont ainsi définis. Chacun de ces scénarios est simulé $B = 10\ 000$ fois ; pour chaque simulation d'un scénario donné, le quantile 0.999 de la loi régionale $GPD(1, \gamma, k)$ est estimé par la méthode d'*Hosking et Wallis* et par *pooling* (en utilisant ici le maximum de vraisemblance).

Pour un couple (γ, k) fixé, les performances de la méthode m sont analysées à travers le $RMSE$ (racine carrée de l'erreur quadratique moyenne) et le biais relatifs :

$$\begin{cases} RMSE_m(\gamma,k) & = & 100\% \sqrt{\dfrac{1}{B}\sum\limits_{b=1}^{B}\left(\dfrac{\hat{q}_m^b(\gamma,k)-q(\gamma,k)}{q(\gamma,k)}\right)^2} \\ BIAIS_m(\gamma,k) & = & \dfrac{100\%}{B}\sum\limits_{b=1}^{B}\dfrac{\hat{q}_m^b(\gamma,k)-q(\gamma,k)}{q(\gamma,k)} \end{cases} \tag{C.2}$$

où $q(\gamma,k) = 1 + \frac{\gamma}{k}(0.999^{-k} - 1)$ est le quantile 0.999 de la loi $GPD(1,\gamma,k)$, $\hat{q}_m^b(\gamma,k)$ étant son estimation par la méthode m au cours de la simulation $b = 1, ..., B$.

3.3.2 Résultats

Les performances des méthodes d'*Hosking et Wallis* et du *pooling* sur l'estimation de $q(\gamma,k)$ sont représentées dans la figure 3.1.

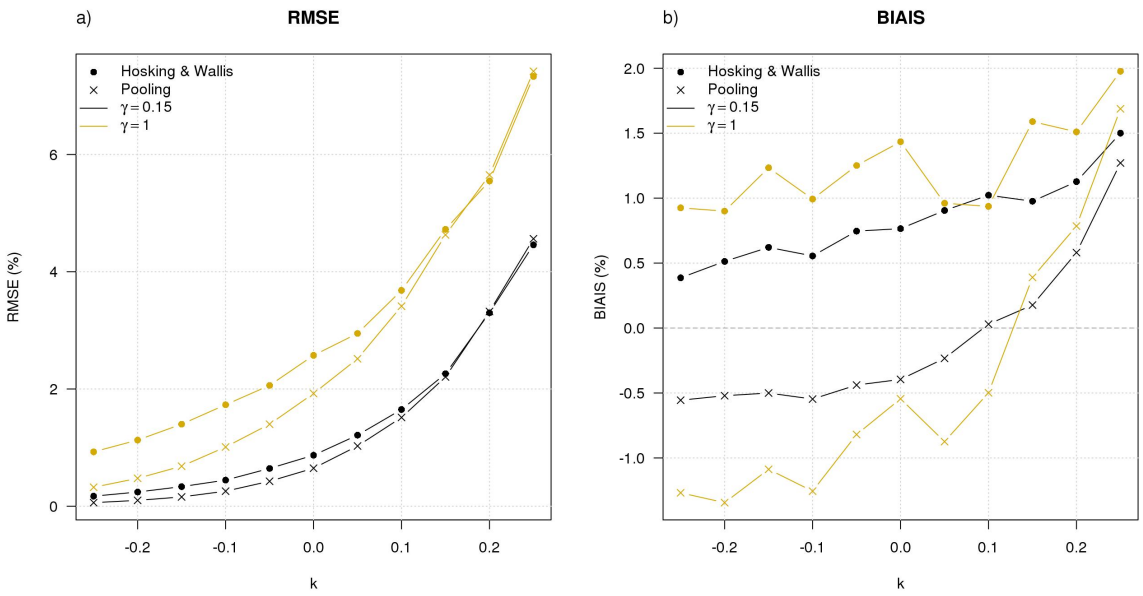

Figure 3.1: $RMSE$ et biais relatifs (en %) des méthodes d'*Hosking et Wallis* (points) et du *pooling* (croix) sur l'estimation du quantile 0.999 de la loi $GPD(1,\gamma,k)$, selon que γ soit égal à 0.15 (noir) ou 1 (jaune).

Les principaux résultats sont les suivants :

- Le $RMSE$ indique que le *pooling* est plus précis que la méthode d'*Hosking et Wallis* pour $k \leq 0.1$, indépendamment de γ. Leur précision devient similaire pour $k \geq 0.15$.
- Globalement, la valeur absolue du biais du *pooling* est inférieure à celle de la méthode d'*Hosking et Wallis*, indépendamment de γ et k.

- Le *pooling* a tendance à sous-estimer $q(\gamma, k)$ pour $k \leq 0.1$ (biais négatif) et à sur-estimer $q(\gamma, k)$ pour $k \geq 0.15$, indépendamment de γ.
- La méthode d'*Hosking et Wallis* a tendance à sur-estimer $q(\gamma, k)$, indépendamment de γ et k (biais positif).

En conclusion, pour les scénarios régionaux définis précédemment, le *pooling* est préférable à la méthode d'*Hosking et Wallis* pour estimer le quantile régional $q(\gamma, k)$. Cependant, il serait possible de compléter cette analyse en définissant des scénarios régionaux plus réalistes, notamment en incluant une légère hétérogénéité régionale avec dépendance entre les sites [131].

Annexe D

Modélisation autorégressive des surcotes de pleine mer

Cet article, publié dans Ocean Modelling en 2012, montre que des modèles autorégressifs saisonniers peuvent décrire le comportement probabiliste des séries de surcotes de pleine mer. Ces modèles, estimés en 35 ports situés le long des côtes européennes de l'Atlantique, de la Manche et de la façade méridionale de la Mer du Nord, fournissent des informations sur *i*) la dynamique temporelle des surcotes de pleine mer, *ii*) la prévision à court-terme des surcotes de pleine mer, à partir d'observations passées, et *iii*) les surcotes de pleine mer extrêmes, à partir de simulations de longues séries plausibles.

Ocean Modelling 47 (2012) 41–54

Contents lists available at SciVerse ScienceDirect

Ocean Modelling

journal homepage: www.elsevier.com/locate/ocemod

Seasonal autoregressive modeling of a skew storm surge series

Jérôme Weiss [a,b], Pietro Bernardara [a,b,*], Marc Andreewsky [a], Michel Benoit [a,b]

[a] Laboratoire National d'Hydraulique et Environnement (LNHE), EDF R&D, 6 quai Watier, BP 49, 78401 Chatou cedex, France
[b] Saint-Venant Laboratory for Hydraulics, Université Paris Est (Joint Research unit between EDF R&D, CETMEF, and Ecole des Ponts ParisTech), 6 quai Watier, BP 49, 78401 Chatou cedex, France

ARTICLE INFO

Article history:
Received 29 July 2011
Received in revised form 23 January 2012
Accepted 25 January 2012
Available online 1 February 2012

Keywords:
Skew surge
Seasonal autoregressive models
Surge correlation
Long-term simulations
Extreme surge level
Western Europe

ABSTRACT

Autoregressive (AR) models have been widely used in several geophysical applications, as they represent a simple and practical option for modeling stochastic series. In this paper, we show that AR models can be adapted and are useful for the description of skew surge (i.e., a surge occurring at the time of a high tide) series. Namely, seasonal AR models of skew surge series are built on 35 sites located along the coasts of the European Atlantic Ocean, the English Channel and the Southern part of the North Sea. These models are presented and discussed. The estimation of the distribution of the residuals, modeled using a Normal Inverse Gaussian (NIG) distribution, is also discussed. AR models are advantageous for a number of reasons: (i) they provide information on the correlation length of the surge phenomena, (ii) they can be used to forecast short-term surge occurrences based on a limited set of past observations and (iii) they provide plausible information about longer series, which may have larger extremes than what is observed, permitting a statistical description of simulated extremes. These three characteristics and benefits are examined and discussed for a selected site, the Saint-Nazaire harbor (France), with respect to the storm surge that occurred during the Xynthia storm of February 2010.

© 2012 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

Understanding the stochastic behavior of the processes governing the sea level is of utmost importance for many applications in ocean and coastal research and engineering, ranging from the prevention of maritime flooding in storm conditions to the design of offshore structures and coastal defenses to cope with shore erosion and littoral morphodynamics.

In the coastal zone, the mean sea level (excluding the effects due to swell and wind-generated waves) can be summarized as the superposition of two dominant phenomena: the astronomic tide (which is a deterministic phenomenon due to gravitational effects) and the storm surge (which is a stochastic phenomenon due to meteorological effects), both of which are influenced by the geometry of the coastline and the local bathymetry. As uncertainties occur in the surge process only, an accurate description of this phenomenon is important for sea level prediction and modeling. In particular, some features of the temporal surge series at a given site, such as the temporal autocorrelation or the frequency of occurrence of extreme events, are of great interest.

At the same time, autoregressive models and the Box and Jenkins methods are simple solutions for modeling series data from environmental observations (Box and Jenkins, 1976; Newbold, 1975).

For example, AR models have been used in the past for applications in hydrology and in meteorology for temperature and wind series models. A large body of literature exists on this topic (Alvarez et al., 2007; Anderson and Meerschaert, 1998; Breaker and Brewster, 2009; Hughes et al., 2006; Kyselý, 2002; Ledolter, 1978; Monbet et al., 2007; Salas et al., 1982; Tesfaye et al., 2006). Several applications have been developed for the ocean sciences. Most of these concern the sea state time series in connection with wind series, e.g., Monbet et al. (2007). In these studies, simple AR models have been found to be suitable, and more complex models often resulted in only a small improvement (Monbet et al., 2007).

Some applications have been developed for sea level modeling (Petaccia et al., 2006) or hourly storm surge modeling (Lencioni et al., 1982; Todd and Walton, 2005; You and Seo, 2009).

In general, conceptual stochastic models (Tomohiro et al., 2010; Walh et al., 2010) or neural networks (Bajo and Umgiesser, 2010; Röske, 1997) are built to simulate surge series. These models are often over-parameterized.

An important factor that motivates the development of AR models is that these models explicitly describe the correlation length of the surge series. This is an important characteristic for several practical applications and statistical data treatments. Dixon

* Corresponding author at: Laboratoire National d'Hydraulique et Environnement (LNHE), EDF R&D, 6 quai Watier, BP 49, 78401 Chatou cedex, France. Tel.: +33 1 30 87 77 20.
E-mail address: pietro.bernardara@edf.fr (P. Bernardara).

1463-5003/$ - see front matter © 2012 Elsevier Ltd. All rights reserved.
doi:10.1016/j.ocemod.2012.01.005

and Tawn (1994) supposed an *a priori* correlation length of 30 h for sea levels on the English shore, while (Bardet et al., 2011; Bernardara et al., 2011) supposed 3 days (72 h) for skew surges on French coasts. Lencioni et al. (1982) and Todd and Walton (2005) used only a few hours as the correlation length of the hourly surge series. The proper estimation of the actual correlation length of a surge series remains an open question, and in this study, we will show that the estimation of the AR model order can produce precise information on this point.

A second point of interest is the use of stochastic models for forecasting purposes. Today, surge forecasting numerical models, coupled with meteorological models, can provide surge forecasts up to 48 h (Álvarez Fanjul et al., 2001; Higaki et al., 2009; Paradis et al., 2009). AR models can theoretically provide similar forecasts, but they are based on different hypotheses and use only past surge observations. The comparison between the two approaches is beyond the scope of this paper, but it highlights the interest in stochastic AR models.

A third point concerns the idea behind the simulation of plausible and long artificial series via stochastic models and the analysis of the behavior of the simulated extremes, e.g., Bernardara et al. (2006) and Kyselý (2002). Indeed, it can provide a possible alternative to the traditional approach that is based on the application of the extreme value theory (De Haan, 1970; Fisher and Tippet, 1928; Gnedenko, 1943) to a sample of observed extreme surges and tries to fit an adapted statistical law (Hawkes et al., 2008; Olbert and Hartnett, 2010). In particular, in a simple AR model, the tail of the probability distribution of the residual process is asymptotically close to the asymptotic distribution of the extremes of the simulated series.

In this framework, the aim of this paper is to introduce seasonal AR models to a large set of sites along parts of the European coasts on the Atlantic Ocean, the English Channel and the Southern part of the North Sea.

In particular, an NIG probability distribution is taken into account for the statistical description of the residuals. This is motivated by the non-Gaussian nature of environmental series, as Gaussian tails are generally too thin to provide a suitable representation of extreme events (Anderson and Meerschaert, 1998; Bernardara et al., 2008; El Adlouni et al., 2008; Fréchet, 1928; Gumbel, 1958; Tawn, 1992). It is therefore necessary to maintain a flexible probability distribution that is able to fit possible asymmetry and heavy tails. For example, (Hughes et al., 2006) modeled the innovations of the autoregressive moving average (ARMA) processes with the Generalized Extreme Value (GEV) distribution to study the extreme temperatures in the Antarctic, while other applications of ARMA modeling with non-Gaussian innovations can be found in (Abraham and Balakrishna, 1999; Bondon, 2009; Li and McLeod, 1988; Trindade et al., 2010). The NIG law accounts for different extreme behaviors, and it is novel when compared to the previous quoted studies.

Moreover, based on a simplification of the periodic autoregressive (PAR) models (Hipel and McLeod, 1994; McLeod, 1995; Sabo and Post, 2008; Vecchia and Ballerini, 1991), seasonal (winter and summer) AR models are provided. These seasonal models are able to separately examine the statistical characteristics of winter and summer surge series.

The organization of the remainder of the paper is as follows: Section 2, AR models for time series are introduced; Section 3, the data available for the study application are presented together with the surge series estimation from sea level observations and tide series, and the data pre-treatment needed to extract skew surges series is presented; Section 4, the results of the application of seasonal AR modeling are presented and we focus on the analysis of the correlation structure of the surge series and the distribution of the residuals. In the same section, an optimal one-step ahead forecasting example and an analysis of extreme surges simulated by a long time-series simulation are presented as AR model applications. The summarized results are given for the 35 series, while detailed results are given for a single series (Saint Nazaire). Finally, in Section 5, some conclusions are drawn and future research lines are suggested.

2. Methodology

2.1. The Normal Inverse Gaussian distribution

The Normal Inverse Gaussian distribution (NIG) was recently introduced by Barndorff-Nielsen (1997), who used it to model both financial data and turbulent wind speeds. Since then, it has been widely used in the financial field, where distributions are frequently highly non-Gaussian (Eriksson et al., 2009; Figueroa-Lopez et al., 2011; Jensen and Lunde, 2001). For other applications of the NIG distribution, see Salberg et al. (2001) for modeling internet traffic and Oigard et al. (2005) for signal processing applications.

The probability density function of the NIG distribution, f, can be written as:

$$f(x,\alpha,\beta,\mu,\delta) = \frac{\alpha\delta}{\pi\sqrt{\delta^2+(x-\mu)^2}} \exp\left(\delta\sqrt{\alpha^2-\beta^2}+\beta(x-\mu)\right) \times K_1\left(\alpha\sqrt{\delta^2+(x-\mu)^2}\right) \quad (1)$$

where $x \in R$; α, β, μ, δ are the four parameters of the distribution. Note that the parameters μ and δ have the dimension of the variable x, while the parameters α and β have the dimension of x^{-1}. They satisfy the following conditions: $\mu \in R$, $\alpha > 0$, $0 \leqslant |\beta| < \alpha$, $\delta > 0$.

In (1), K_1 is the modified Bessel function of third order and index 1:

$$K_1(x) = \frac{1}{2}\int_0^\infty \exp\{-x(t+t^{-1})/2\}dt. \quad (2)$$

Each of the four parameters plays a role in the shape of the NIG: μ is a location parameter, δ is a scale parameter, β controls the symmetry (in particular, the distribution is symmetric about μ if $\beta = 0$) and α controls the tail behavior (the smaller α is, the heavier the tail is). In Fig. 1, the NIG distributions for different values of these

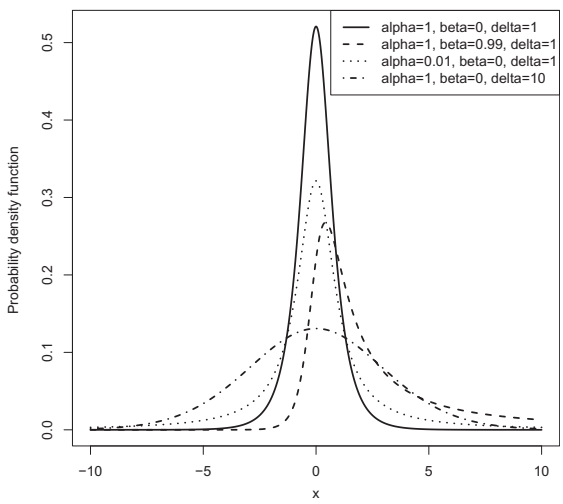

Fig. 1. Density of the Normal Inverse Gaussian (NIG) distribution $-\mu = 0$ (arbitrary unit).

parameters are shown to demonstrate some possible shapes of this distribution. The NIG distribution can model tails of a wide range of laws from Gaussian ($\alpha \to \infty$) to Cauchy ($\alpha = 0$) tails.

2.2. Autoregressive models

The AR approach, which is classical in linear time series modeling, is a simple and appropriate way to reflect the idea that environmental data often exhibit serial dependence. Let $X = (X_t)_{t\in Z}$ be a weakly stationary random process, i.e., a process whose first and second moments do not vary with time, characterized by a given autocorrelation function (ACF). $X = (X_t)_{t\in Z}$ is an AR model of order p, if X satisfies the autoregressive equation:

$$\forall t \in Z, X_t = \sum_{i=1}^{p} \varphi_i X_{t-i} + \varepsilon_t \tag{3}$$

where $\varepsilon = (\varepsilon_t)_{t\in Z}$ is a weak white noise process (i.e., a process whose values are uncorrelated, and with zero mean and variance $\sigma^2 > 0$) that is referred to as the innovation process or residual process. The corresponding autoregressive polynomial is defined as $\varphi(z) = 1 - \sum_{i=1}^{p} \varphi_i z^i$. A formal presentation of the AR models can be found in reference text-books, e.g., (Brockwell and Davis, 1996). Note that as X is weakly stationary, it is implied that

$$\varphi(z) \neq 0, \quad \forall |z| = 1. \tag{4}$$

Moreover, X is causal if

$$\varphi(z) \neq 0, \quad \forall |z| \leqslant 1. \tag{5}$$

This causality condition implies useful properties for forecasting purposes: in particular, $\mathrm{cov}(X_s, \varepsilon_t) = 0$ if $s < t$ and $\mathrm{cov}(X_t, \varepsilon_t) = \sigma^2$, then the expression of the optimal linear one-step ahead predictor will follow. The assessment of the probability distribution of ε is required to finalize the AR model. The NIG distribution is used here for modeling the innovation process.

2.2.1. Model calibration

We are interested in fitting an AR(p) model, based on the observed path $(X_1, \ldots, X_T)$ of the supposed stationary process X. The procedure used here for the estimation of the $p + 4$ parameters $\theta_p = (\varphi_1, \ldots, \varphi_p, \alpha, \beta, \mu, \delta)$ is the maximization of the conditional likelihood (Li and McLeod, 1988). Supposing p is fixed and conditional on the p first observations $(X_1, \ldots, X_p)$, the log-likelihood of $(X_1, \ldots, X_T)$ is:

$$l(\theta_p) = \sum_{t=p+1}^{T} \log(f(X_t - \sum_{i=1}^{p} \varphi_i X_{t-i}, \alpha, \beta, \mu, \delta)) \tag{6}$$

where f is given by (1). Due to the analytical intractability of the maximum likelihood estimators (MLEs) of the NIG distribution, an iterative numerical maximization of (6) is achieved, where the initial estimates can be set as the moments estimators (Yule-Walker estimators for the AR (Brockwell and Davis, 1996) and moments estimators for NIG distribution (Eriksson et al., 2009)). The resulting MLEs are denoted by $\hat{\theta}_p = (\hat{\varphi}_1, \ldots, \hat{\varphi}_p, \hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\mu}, \hat{\delta})$. Li and McLeod (1988) ensure the consistency of $\hat{\theta}_p$ and its asymptotic normality. The opposite of the Hessian, evaluated at $\hat{\theta}_p$, can give an approximation for the Fisher information matrix.

A crucial step in the selection of the model is the determination of the order p. The procedure used here considers the Bayesian Information Criterion (BIC, Schwarz, 1978), which is defined as:

$$BIC(p) = -2l(\hat{\theta}_p) + (p + 4) \times \log(T - p) \tag{7}$$

p is then selected to minimize (7). Similar to the Akaike Information Criterion (AIC, Akaike, 1974), the BIC measures the relative goodness of fit of a statistical model through a penalized likelihood criterion. However, the BIC selects more parsimonious models than the AIC, and the BIC is consistent in selecting the true model, whereas the AIC is optimal in forecasting (Yang, 2005). As an important purpose of this study is the simulation of synthetic series, we rely on the BIC property to build the models according to this criterion.

2.2.2. Model validation

A careful validation is required for the proper use of models in practical applications. In this paper, the model is validated by evaluating its performance in faithfully reproducing the statistical features of the observed series. In particular, the observed high quantiles are compared with the simulated ones, the autocorrelation functions of the simulated series are compared to the observed ones, and the performance of the one-step ahead forecasts are analyzed. Another criterion used for judging the validity of the model is the assessment of the goodness-of-fit of the NIG distribution for $\hat{\varepsilon}$. A more theoretical validation criterion could be based on the verification of the assumption of the whiteness of the process ε. A widely used test aimed at detecting significant departures from the white noise assumption is the portmanteau test (Ljung and Box, 1978). However, Kwan et al. (2005) do not recommend the use of this test if the underlying distribution is skewed or thick-tailed. As this may be the case with the NIG modeling, we prefer to rely on other tests that do not depend *a priori* on the shape of the underlying distribution: the turning point test (Brockwell and Davis, 1996), the cumulative periodogram test (Hipel and McLeod, 1994) and the analysis of the residual ACF at least at one time-step lag, which corresponds to 12 h for skew surge applications. The residual ACF at one time-step lag must not be significantly different from zero to ensure that the models capture the most relevant part of the signals.

2.3. Optimal one-step ahead forecasting

Once an AR model is fitted and validated, one can easily perform forecasting if the process is causal. Given the observations $(X_1, \ldots, X_T)$, the optimal one-step ahead linear predictor of X_{T+1}, defined as

$$\hat{X}_{T+1} = \sum_{i=1}^{p} \hat{\varphi}_i X_{T+1-i}, \tag{8}$$

is unbiased, with a variance of $E[(\hat{X}_{T+1} - X_{T+1})^2] = Var(\varepsilon_T) = \sigma^2$. Some criteria based on these one-step ahead forecasts can provide information about the accuracy of the fitted model. The Theil's Inequality Coefficient (*TIC*) (Pindyck and Rubinfeld, 1991) is defined as:

$$TIC(\hat{X}) = \frac{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=T+1}^{T+n}(X_t - \hat{X}_t)^2}}{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=T+1}^{T+n}X_t^2} + \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=T+1}^{T+n}\hat{X}_t^2}} \tag{9}$$

where n stands for the size of the sample (or duration) over which the comparison of the forecasts with the actual values of the process is performed. Note that the numerator of (9) represents the root mean square error (RMSE) between X and $\hat{X}$. The *TIC* is ranging from 0 to 1, and forecasts are more accurate for a *TIC* closer to 0. The error components follow from the useful decomposition of the RMSE:

$$BP(\hat{X}) + VP(\hat{X}) + CP(\hat{X}) = 1 \tag{10}$$

where

$$BP(\hat{X}) = \frac{(\overline{\hat{X}} - \overline{X})^2}{RMSE(\hat{X})} \tag{11}$$

denotes the bias proportion,

$$VP(\hat{X}) = \frac{(s_{\hat{X}} - s_X)^2}{RMSE(\hat{X})} \tag{12}$$

denotes the variance proportion and

$$CP(\hat{X}) = \frac{2(1-\rho)s_{\hat{X}}s_X}{RMSE(\hat{X})} \tag{13}$$

indicates the covariance proportion ($\overline{X}, \overline{\hat{X}}$ and $s_X, s_{\hat{X}}$ are the sample mean and standard deviation of X and $\hat{X}$, respectively, and ρ is the correlation coefficient between X and $\hat{X}$). If the AR model is correct, $BP(\hat{X})$ and $VP(\hat{X})$ should be small as they measure the systematic error in terms of bias and variability, whereas $CP(\hat{X})$ should be high as it reveals the unsystematic error.

Lastly, one can estimate confidence intervals (CI) of level $1-a$ for X_{T+1}. Let q_a be the quantile of order a of the NIG distribution of ε, we then get:

$$\varepsilon_{T+1} = X_{T+1} - \hat{X}_{T+1} \Rightarrow$$
$$CI(X_{T+1}, 1-a) = [\hat{X}_{T+1} + q_{a/2}, \hat{X}_{T+1} + q_{1-a/2}] \tag{14}$$

2.4. Long term simulations and simulated extreme events analysis

The AR model can also be used to simulate a long artificial time series. In this framework, the autoregression coefficients $\varphi = (\varphi_1, \ldots, \varphi_p)$ are replaced by their estimates $\hat{\varphi} = (\hat{\varphi}_1, \ldots, \hat{\varphi}_p)$, and the residuals, ε, now supposed to be independent and identically distributed, are drawn from their estimated NIG probability distribution. A simulated path $(X_1, \ldots, X_T)$ is then generated according to equation (3). The simulated time series are expected to reflect the global statistical behavior of the observed data. Moreover, if the fitted NIG distribution of ε turns out to be adequate, one might expect to simulate the correct frequency of occurrence of the observed extreme events. Indeed, the use of synthetic data series is helpful in providing plausible longer series, which may have larger extremes than those found in the limited observed series, or provide information on variability where plausible confidence intervals can be derived.

3. Skew storm surge data

3.1. Raw data

The raw data used in this study are temporal series of sea level observations collected at 35 ports along the coasts of the North-East Atlantic Ocean, the English Channel and the Southern part of the North Sea. The locations of the 35 ports are indicated on the map in Fig. 2. The data consist of hourly observations for 21 French ports supplied by SHOM (Service Hydrographique et Océanographique de la Marine) and available on the REFMAR (Réseaux de référence des observations marégraphiques) website hourly observations for 2 Spanish ports supplied by IEO (Instituto Español de Oceanografía, Spain) and observations in 12 UK ports sampled hourly from 1915 to 1992, and every 15 min since 1993, supplied by BODC (British Oceanographic Data Centre, UK). The data, ranging from the longest series in 1846 (Brest, France) to 2010, display missing values, and the mean effective duration of the series is 34 years. The list of the available series is given, with their effective duration within the periods covered (Table 1).

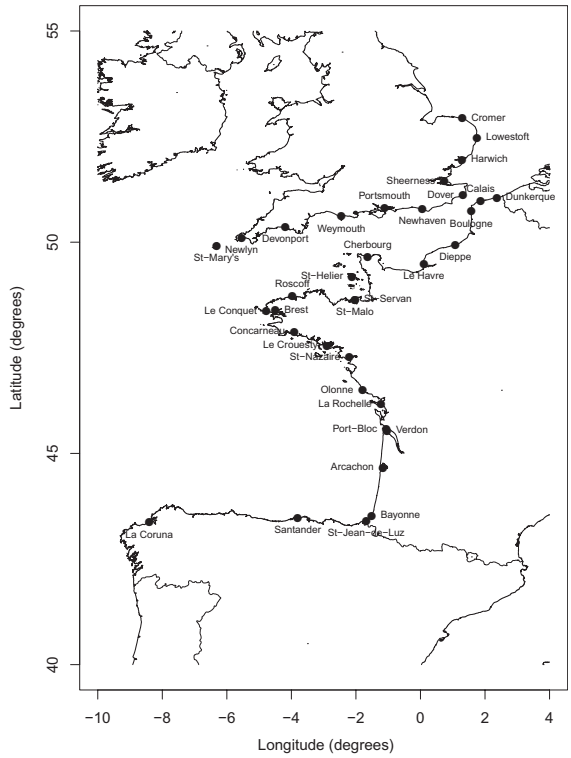

Fig. 2. Location of the 35 sites.

Table 1
Effective duration (years) and period covered for each of the 35 ports.

Port	Country	Effective duration (years)	Period covered
Arcachon	France	11.73	1967–2010
Bayonne	France	34.81	1967–2010
Boulogne	France	22.56	1941–2010
Brest	France	150.50	1846–2010
Calais	France	32.42	1941–2010
Cherbourg	France	36.39	1943–2010
Concarneau	France	12.09	1971–2010
Cromer	UK	20.90	1973–2010
Devonport	UK	17.84	1987–2010
Dieppe	France	34.32	1954–2010
Dover	UK	53.68	1924–2010
Dunkerque	France	41.80	1956–2010
Harwich	UK	20.11	1954–2010
La Coruna	Spain	61.9	1943–2006
La Rochelle	France	26.81	1941–2010
Le Conquet	France	38.21	1970–2010
Le Crouesty	France	9.21	1996–2010
Le Havre	France	40.43	1938–2010
Olonne	France	20.61	1965–2010
Lowestoft	UK	45.29	1964–2010
Newhaven	UK	22.44	1982–2010
Newlyn	UK	81.25	1915–2010
Port-Bloc	France	21.71	1959–2010
Portsmouth	UK	17.95	1991–2010
Roscoff	France	35.33	1973–2010
St-Helier	UK	17.74	1992–2010
St-Jean-de-Luz	France	38.40	1942–2010
St-Malo	France	16.57	1986–2010
St-Nazaire	France	20.74	1970–2010
St-Servan	France	31.64	1874–1944
Santander	Spain	59.52	1943–2004
Sheerness	UK	38.40	1952–2010
St-Mary's	UK	14.52	1976–2010
Verdon	France	29.20	1941–2000
Weymouth	UK	18.03	1991–2010

3.2. Extraction of skew surges

The skew surge is defined as the (algebraic) difference between the maximum observed sea level around the time of theoretical (predicted) high tide and the predicted high tide level (Bardet et al., 2011; Bernardara et al., 2011; Simon, 2007).

However, local mean sea levels are affected by eustatism, namely, the long-term alteration of mean sea levels caused by either geological or climate changes, while tidal predictions are given for the present time. Thus, to calculate the actual surges of past periods, the sea level must be corrected. In particular, eustatism is said to be significant if the time series of annual sea levels, calculated following the PSMSL recommendations (Permanent Service for Mean Sea Level, http://www.psmsl.org/data/obtaining/), show significant linear trends, which are estimated by linear regressions. Twenty-two stations among the 35 are affected with eustatism ranging from +0.10 cm/year (Saint-Jean-de-Luz, France) to +0.50 cm/year (Dieppe, France). Note that the modeling of eustatism is refined in Brest (France) and Lowestoft (UK) with a double linear trend, as annual sea levels show a break point for these stations. Raw sea level data are then corrected so that the corresponding annual sea levels are stationary. A value of skew surge is then calculated at every predicted high tide time (i.e., approximately every 12.4 h along these coasts where the dominant component of the tide is semi-diurnal). Note that, where sea levels are sampled hourly (French and Spanish data), the maximum observed sea levels are found by a polynomial adjustment of the hourly data, while where data are sampled every 15 min (UK data), the data are taken as the maximum observation in the interval of time $[t_{HT} - 2\text{ h}; t_{HT} + 2\text{ h}]$, where t_{HT} is the time of the theoretical high tide. The skew surges are then determined by subtracting the high tide predictions from the high tide observations, if and only if high tide observations belong to the interval $[t_{HT} - 2\text{ h}; t_{HT} + 2\text{ h}]$.

There are several considerations that support the choice of working with skew surge series rather than instantaneous surge series (i.e., surges that would be obtained by taking the difference between the observed and predicted sea levels at exactly the same time, with a given time step, e.g., 30 min or 1 h). A main consideration is that the risk of submersion of coastal fortifications and the flooding of coastal areas is more marked at high water conditions, i.e., around the times of high tide, in regions with strong tidal influence. Other reasons for using the skew surge are related to the availability and quality of the measurements of sea levels in the old files or paper curves. Continuous data with high temporal resolution are seldom available, periods of missing data are quite numerous and the times of the measurements are not known with sufficient precision and cannot be trusted. Finally, even if the recorded data do not suffer from these limitations, instantaneous surges are known to be sensitive to a phase shift of the recorded sea level signal compared to the predicted tide signal. Such a time shift, which can be due to the atmospheric effects and surge-tide interaction, may result in producing significant instantaneous surges, particularly at times where the tidal level is rising or decreasing rapidly. It may strongly affect the estimation of the instantaneous surge, while it does not affect the estimation of the skew surge around the high tide. We, therefore, restricted our attention to skew surge series. In the following, $X = (X_t)_{t \in Z}$ will indicate the skew surge time series for a generic port.

4. Results

4.1. AR models calibration

Seasonal AR models are estimated using the whole data set available for each season at each site. To test the forecasting performance, a special calibration that excludes the last year of data, which is used for validation, is performed.

4.1.1. The seasonal components of skew surge series

The stationarity of skew surge series is required before the application of AR models. After raw sea levels are corrected for possible eustatism, no general trend appears in the series. In general, larger surges are very likely to occur in the winter season. Although annual and infra- annual periodicities do not appear to be significant on the spectral smoothed periodograms, some seasonal patterns are present in the series; a higher variability is observed during the winter period than during the summer period. Fig. 3

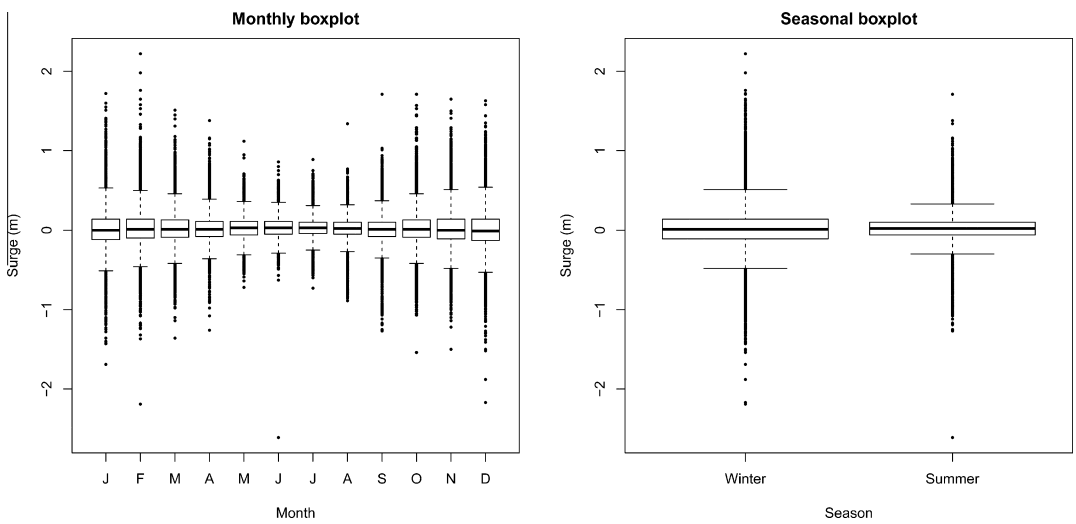

Fig. 3. Monthly and seasonal boxplots for the 35 series grouped together.

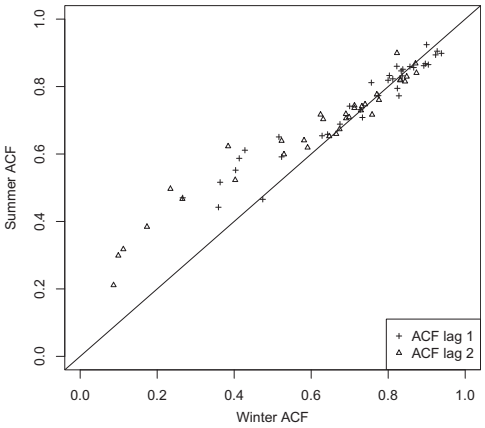

Fig. 4. Autocorrelation functions at lag 1 and 2 for the winter and the summer seasons.

shows the monthly box-plots of the skew surges observed at all of the sites. The year can be divided into two seasons: winter (October–March) and summer (April–September). Seasonal box-plots are shown (Fig. 3) confirming the differences between the two seasons. Moreover, according to Fig. 4, the first two lags of the estimated skew surge series autocorrelation functions depend on the season. In the summer, the lag 1 and lag 2 ACFs are higher than in the winter. These data confirm that in addition to variability of the skew surges in changing from one season to the other, the correlation structure varies during the year. We assume in the remainder of this paper that, within a season, the surge series are stationary.

4.1.2. The order and coefficients of AR models

The order p is chosen according to the *BIC*, see (7). In Tables 2 and 3, the estimated AR orders for the summer and winter models of each of the 35 series are given. These orders range from 1 to 4 for the winter models and from 1 to 6 for the summer models, which means that skew surges become uncorrelated after 2 days (48 h), at most, in the winter and 3 days (72 h) in the summer. These results support the empirical choice of an average value of 3 days, as in previous studies, for the correlation length of the skew surge series (Bardet et al., 2011; Bernardara et al., 2011), and they are consistent with the average duration of the cyclonic conditions over the area. Note that the summer correlation lengths are longer than the winter correlation lengths. Additionally, the lag 1 and lag 2 ACFs are, on the whole, higher in the summer than in the winter. This may be explained by the high frequency and the long duration of the anticyclonic synoptic conditions in summer, which would yield more persistence in the summer skew surges.

Moreover, the correlation lengths exhibit coherent spatial patterns (Fig. 5a) for winter and for summer (Fig. 5b). Note that high correlation lengths are observed, both in winter and in summer, around the North Sea region and the Northern coast of French Brittany. Long correlation lengths are also observed

Table 2
Winter season: AR models parameters and TIC results of the one-step ahead predictions.

Port	AR order	φ_1	φ_2	φ_3	φ_4	TIC	BP (%)	VP (%)	CP (%)
Arcachon	4	0.866	0.231	−0.337	0.145	0.26	0	3	97
Bayonne	3	0.954	0.149	−0.185		0.16	2	2	96
Boulogne	4	0.494	0.142	0.021	0.111	0.38	6	17	77
Brest	4	0.771	0.040	−0.074	0.139	0.28	2	7	91
Calais	4	0.460	0.120	−0.005	0.158	0.45	0	26	74
Cherbourg	2	0.550	0.254			0.32	3	14	84
Concarneau	1	0.853				0.24	5	5	90
Cromer	4	0.459	−0.049	0.037	0.112	0.63	2	34	65
Devonport	1	0.811				0.32	1	11	88
Dieppe	2	0.482	0.278			0.34	5	18	77
Dover	4	0.499	−0.022	0.078	0.091	0.58	0	29	72
Dunkerque	4	0.501	0.014	0.031	0.113	0.48	4	27	70
Harwich	4	0.447	0.037	0.065	0.115	0.56	1	30	70
La Coruna	4	0.815	0.239	−0.273	0.131	0.24	0	4	96
La Rochelle	2	0.637	0.226			0.34	1	7	92
Le Conquet	1	0.841				0.28	2	8	91
Le Crouesty	1	0.844				0.27	4	6	91
Le Havre	2	0.547	0.225			0.33	4	17	79
Olonne	1	0.865				0.21	7	5	88
Lowestoft	4	0.448	−0.072	0.056	0.081	0.62	0	39	61
Newhaven	4	0.339	0.179	0.090	0.111	0.51	0	28	72
Newlyn	1	0.816				0.31	3	8	90
Port-Bloc	2	0.793	0.118			0.28	0	4	96
Portsmouth	3	0.342	0.276	0.135		0.43	2	22	77
Roscoff	4	0.742	0.017	−0.079	0.182	0.26	3	11	86
St-Helier	4	0.671	0.064	−0.054	0.155	0.33	0	13	87
St-Jean-de-Luz	1	0.920				0.19	2	2	96
St-Malo	4	0.567	0.190	−0.070	0.131	0.32	2	16	83
St-Nazaire	2	0.698	0.140			0.27	4	9	87
St-Servan	2	0.621	0.224			0.38	2	11	88
Santander	4	0.917	0.256	−0.399	0.149	0.15	5	2	93
Sheerness	4	0.369	0.029	0.050	0.110	0.65	2	52	48
St-Mary's	1	0.857				0.29	3	5	93
Verdon	2	0.779	0.142			0.32	0	4	97
Weymouth	2	0.518	0.277			0.38	0	18	83

Table 3
Summer season: AR models parameters and TIC results of the one-step ahead predictions.

Port	AR order	φ_1	φ_2	φ_3	φ_4	φ	φ_6	TIC	BP (%)	VP (%)	CP (%)
Arcachon	4	0.770	0.451	−0.448	0.184			0.16	1	1	98
Bayonne	4	0.815	0.337	−0.388	0.147			0.21	1	5	95
Boulogne	4	0.434	0.365	−0.147	0.163			0.30	5	14	81
Brest	4	0.734	0.222	−0.241	0.157			0.28	1	7	92
Calais	5	0.448	0.379	−0.177	0.279	−0.127		0.42	0	13	87
Cherbourg	2	0.527	0.300					0.33	1	11	88
Concarneau	4	0.790	0.192	−0.249	0.147			0.25	2	6	93
Cromer	4	0.521	0.066	−0.019	0.132			0.62	0	21	80
Devonport	1	0.852						0.33	0	6	94
Dieppe	2	0.418	0.375					0.33	5	14	81
Dover	4	0.513	0.082	0.012	0.139			0.63	0	16	84
Dunkerque	6	0.392	0.261	−0.142	0.244	−0.129	0.112	0.40	6	22	72
Harwich	4	0.470	0.180	−0.012	0.151			0.55	0	17	84
La Coruna	4	0.735	0.380	−0.337	0.118			0.17	6	5	89
La Rochelle	3	0.571	0.380	−0.132				0.33	0	10	90
Le Conquet	4	0.779	0.158	−0.222	0.158			0.29	0	7	93
Le Crouesty	1	0.861						0.25	2	7	91
Le Havre	2	0.507	0.281					0.38	2	14	85
Olonne	3	0.738	0.244	−0.121				0.24	2	6	92
Lowestoft	4	0.477	0.023	−0.008	0.120			0.66	0	22	78
Newhaven	2	0.527	0.237					0.51	0	14	86
Newlyn	1	0.835						0.27	2	9	89
Port-Bloc	4	0.702	0.309	−0.248	0.149			0.26	1	3	98
Portsmouth	2	0.485	0.306					0.45	0	15	86
Roscoff	4	0.747	0.176	−0.232	0.171			0.30	1	8	92
St-Helier	4	0.720	0.237	−0.228	0.128			0.31	0	7	93
St-Jean-de-Luz	4	0.816	0.288	−0.339	0.143			0.24	0	4	96
St-Malo	5	0.552	0.375	−0.149	0.142	−0.122		0.33	1	11	88
St-Nazaire	4	0.618	0.303	−0.184	0.117			0.33	0	9	91
St-Servan	2	0.576	0.280					0.40	1	8	91
Santander	3	0.737	0.462	−0.286				0.12	13	3	85
Sheerness	4	0.461	0.079	0.025	0.134			0.69	1	22	79
St-Mary's	1	0.866						0.31	0	4	97
Verdon	2	0.617	0.298					0.38	0	6	95
Weymouth	2	0.581	0.224					0.35	2	13	85

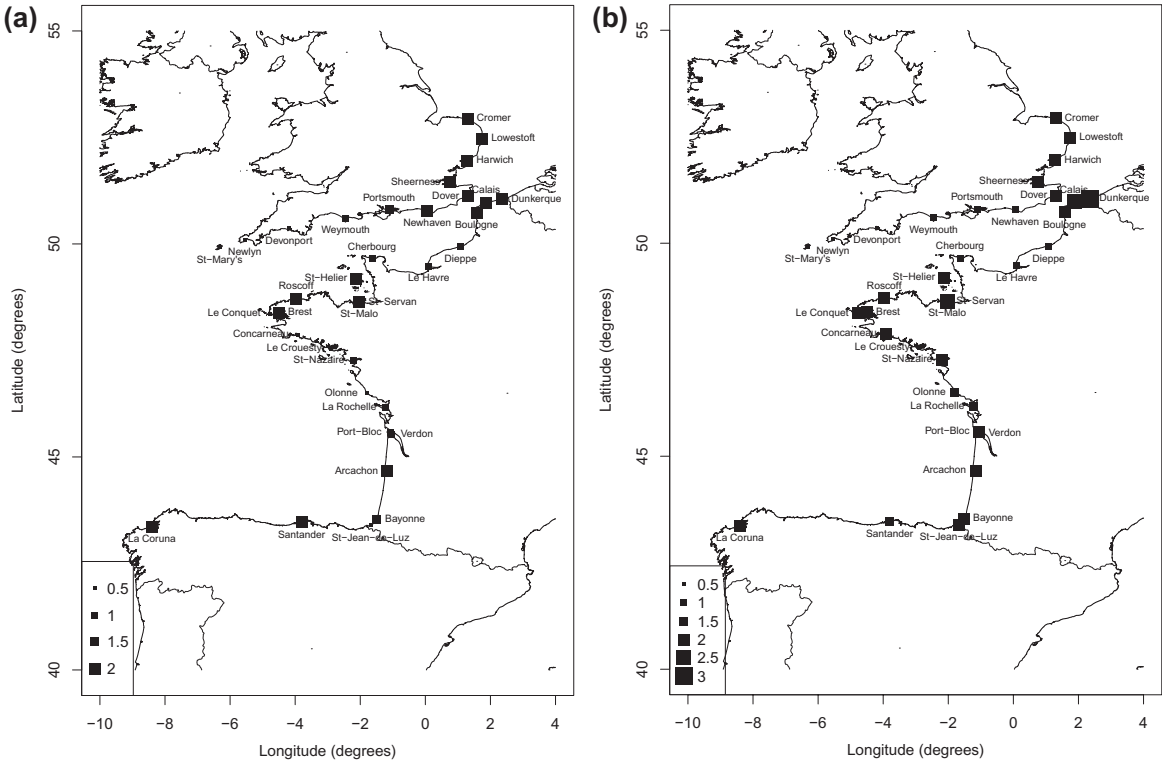

Fig. 5. Map of the ports with their correlation length (days): (a) winter season, (b) summer season.

for the sites located South of the domain, such as in Arcachon, Santander and La Coruna. The physical explanation of this spatial pattern requires future investigation.

The estimations of the AR coefficients are shown in Tables 2 and 3. The regional averages of the first two estimated AR parameters are $\hat{\varphi}_1 = 0.66, \hat{\varphi}_2 = 0.14$ for winter and $\hat{\varphi}_1 = 0.63, \hat{\varphi}_2 = 0.27$ for summer. All of the estimated models satisfy the causality condition. Optimal one-step ahead forecasts are therefore possible given that the models are causal.

4.1.3. Calibration of the residual NIG distribution

The NIG parameters are estimated for the winter and summer AR models residuals for each site (Tables 4 and 5) following the procedure depicted in Section 2.2.

Note that for each port and for each season, we obtain $\hat{\beta} > 0$, which indicates that the residual distributions are positively skewed and definitively non-Gaussian. We can see that $\hat{\alpha}$ ranges from 3.08 m^{-1} (Sheerness, UK) in the winter to 60.03 m^{-1} (Saint-Jean-de-Luz, France) in the summer. The $\hat{\alpha}$ values are generally low in the winter, in agreement with the observed high variability of the winter skew surges. The winter residuals, and thus the winter surges, seem to follow a more heavy-tailed distribution. A map of the geographical distribution of $\hat{\alpha}$ for the winter models is given in Fig. 6. The results show a coherent spatial pattern, with the high values of $\hat{\alpha}$ located in the Southern part of the region of interest, and the low values located in the Northern part of the region. The tail of the residual distribution is heavier for the series located in this area.

Table 4
Winter season: estimation of the parameters of the NIG distribution and Kolmogorov–Smirnov test.

Residuals	α (m^{-1})	β (m^{-1})	μ (m)	δ (m)	p-values KS
Arcachon	11.00	1.95	−0.02	0.07	0.05
Bayonne	22.52	3.30	−0.01	0.07	0.71
Boulogne	7.50	1.78	−0.03	0.16	0.90
Brest	10.44	1.73	−0.01	0.08	0.36
Calais	6.13	1.35	−0.07	0.19	0.92
Cherbourg	11.10	1.60	−0.01	0.11	0.83
Concarneau	11.60	2.61	−0.01	0.08	0.62
Cromer	3.38	0.48	−0.02	0.19	0.97
Devonport	9.82	1.96	−0.02	0.09	0.50
Dieppe	8.67	1.34	0.01	0.16	0.98
Dover	3.37	0.53	−0.01	0.16	0.76
Dunkerque	4.88	1.03	−0.01	0.17	0.95
Harwich	4.04	0.74	−0.02	0.16	0.98
La Coruna	21.44	2.19	−0.01	0.08	0.99
La Rochelle	11.87	1.67	−0.01	0.10	0.72
Le Conquet	10.88	1.89	−0.01	0.08	0.73
Le Crouesty	9.04	1.72	−0.01	0.07	0.89
Le Havre	6.77	1.02	0.00	0.12	0.75
Olonne	11.27	1.47	0.00	0.08	0.94
Lowestoft	3.20	0.74	0.00	0.18	0.76
Newhaven	7.06	1.46	−0.03	0.15	0.69
Newlyn	9.85	1.59	−0.01	0.09	0.32
Port-Bloc	11.20	1.34	−0.01	0.08	0.29
Portsmouth	7.29	1.27	−0.02	0.16	0.96
Roscoff	12.15	1.89	−0.01	0.10	0.79
St-Helier	8.64	0.90	−0.01	0.11	0.99
St-Jean-de-Luz	31.57	3.72	−0.01	0.08	0.00
St-Malo	10.57	1.41	−0.02	0.14	0.89
St-Nazaire	9.37	2.16	−0.01	0.10	0.42
St-Servan	8.72	0.63	0.01	0.12	0.42
Santander	34.15	3.97	−0.02	0.09	1.00
Sheerness	3.08	0.30	0.00	0.17	0.33
St-Mary's	10.30	1.32	−0.01	0.07	0.51
Verdon	11.06	0.82	−0.01	0.08	0.44
Weymouth	9.87	2.33	−0.02	0.11	0.98

Table 5
Summer season: estimation of the parameters of the NIG distribution and Kolmogorov–Smirnov test.

Residuals	α (m^{-1})	β (m^{-1})	μ (m)	δ (m)	p-values KS
Arcachon	26.81	0.02	−0.01	0.07	0.96
Bayonne	47.61	3.67	0.00	0.07	0.75
Boulogne	15.27	1.82	0.00	0.12	0.70
Brest	20.00	2.24	0.00	0.07	0.01
Calais	11.26	1.24	−0.03	0.11	0.87
Cherbourg	18.18	1.46	0.00	0.07	0.54
Concarneau	22.34	1.93	0.00	0.06	0.52
Cromer	7.90	1.15	−0.01	0.10	0.87
Devonport	17.29	1.58	0.00	0.06	0.94
Dieppe	17.61	1.44	0.02	0.13	0.75
Dover	8.07	0.88	0.00	0.10	0.40
Dunkerque	10.86	1.17	0.01	0.12	0.79
Harwich	9.24	0.75	−0.01	0.11	0.82
La Coruna	40.11	1.38	−0.01	0.08	0.99
La Rochelle	23.74	2.54	−0.01	0.09	0.54
Le Conquet	24.24	2.67	0.00	0.07	0.51
Le Crouesty	20.42	1.14	0.00	0.07	0.84
Le Havre	15.19	1.31	0.01	0.10	0.54
Olonne	23.32	2.24	0.01	0.07	0.70
Lowestoft	7.31	1.36	0.01	0.10	0.54
Newhaven	12.36	1.22	0.00	0.08	0.97
Newlyn	18.48	1.63	0.00	0.06	0.03
Port-Bloc	24.90	1.01	0.00	0.07	0.89
Portsmouth	13.71	1.26	0.00	0.09	0.74
Roscoff	24.36	2.22	0.00	0.08	0.71
St-Helier	19.07	0.72	0.00	0.08	0.91
St-Jean-de-Luz	60.03	5.29	0.00	0.07	0.68
St-Malo	20.97	0.54	−0.01	0.11	0.80
St-Nazaire	17.95	1.87	0.00	0.08	0.57
St-Servan	16.44	1.04	0.01	0.10	0.49
Santander	50.36	2.77	−0.02	0.07	0.73
Sheerness	7.63	0.47	0.01	0.11	0.43
St-Mary's	24.40	2.73	0.00	0.06	0.90
Verdon	21.14	1.25	0.00	0.07	0.34
Weymouth	18.10	3.50	−0.01	0.07	0.84

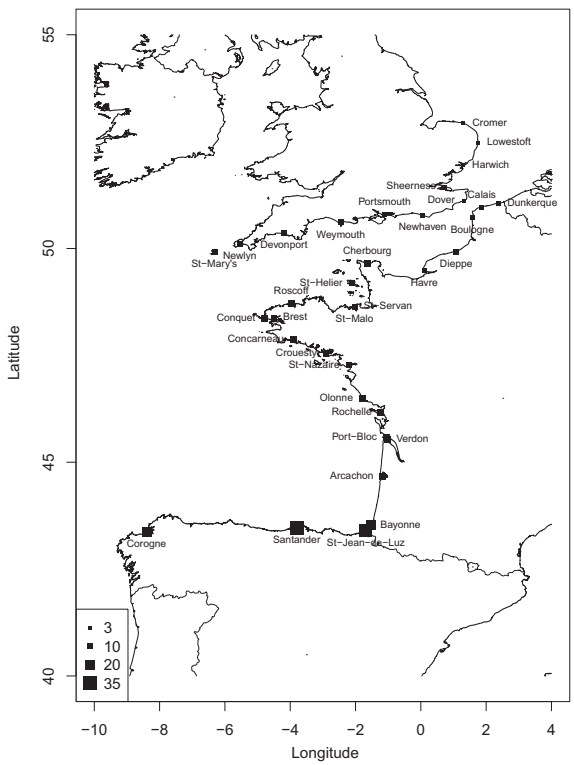

Fig. 6. Value of the α parameter (m^{-1}) of the NIG distribution fitted for the residuals (winter season).

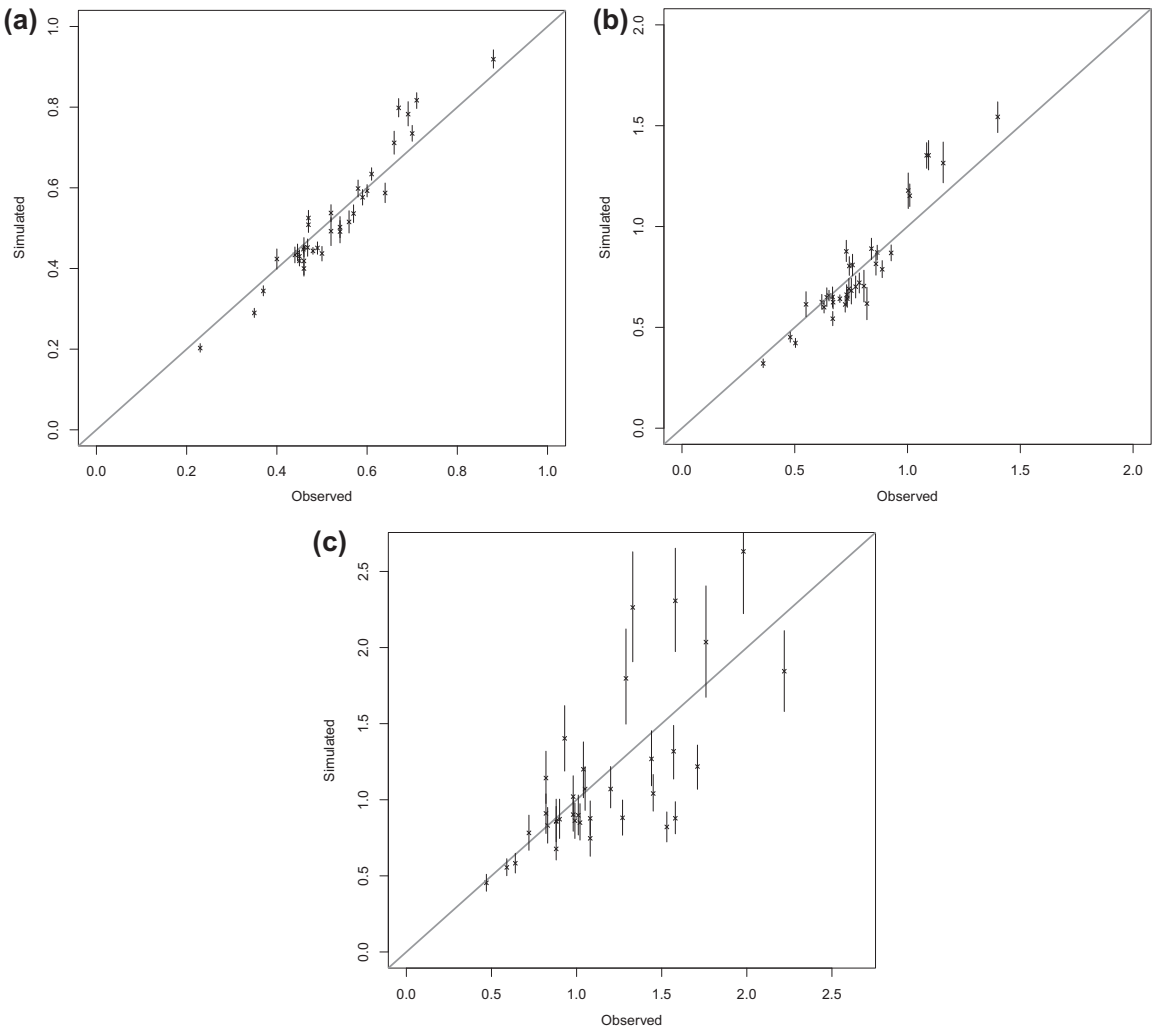

Fig. 7. Comparison between simulated and observed series (winter season), where the vertical lines represent the 70% Monte Carlo confidence bounds for the: (a) 99% quantile, (b) 99.9% quantile, and (c) maximum value.

4.1.4. The AR model validation

As introduced in Section 2.2, the model validation is performed through the comparison of relevant observed and simulated statistics, the validation of the NIG distribution for the residuals and the analysis of the whiteness of the residuals.

The first validation check is performed by comparing the observed and simulated quantiles for each season and each model using a sample of 1000 simulated series of the same length as the original sample. In Fig. 7, the quantiles and the maximum values that are observed for the winter season are plotted against both the average quantities and the related confidence intervals at 70%, calculated from the Monte Carlo simulations of the winter models. In particular, the comparison between the 99% quantile is plotted in Fig. 7a, between the 99.9% quantile in Fig. 7b, and between the maximum value in Fig. 7c. The winter season is examined here because extreme surges are likely to occur during this period. The models fit the extreme quantiles for most of the sites. Some variability is observed on the maxima, but this may be explained by the sampling uncertainty. The Kolmogorov–Smirnov test is performed to check the adequacy of the residuals to the fitted NIG distribution. In Tables 4 and 5, the p-values of the test are given. The test rejects the NIG distribution (p-value < 0.05, i.e., 5% significance test) only for the winter model fitted on the Saint Jean de Luz series.

For each fitted model, we obtain the estimated residuals $\hat{\varepsilon} = (\hat{\varepsilon}_t)_{t\in Z} = (X_t - \hat{X}_t)_{t\in Z}$. Tests for whiteness of $\hat{\varepsilon}$, described in Section 2.2 (turning point test, cumulated periodogram test and lag 1 ACF test), are checked. For every summer model and for every site, at least one of these tests validates the hypothesis of white noise for the calibrated model. For the winter models, we observe that for 6 sites (Sheerness, Newlyn, Lowestoft, Olonne, Dover and Cromer), none of these tests can validate the hypothesis. We note that, if the order of the models is increased, then the whiteness hypothesis can be validated. However, we choose to retain the order given by the BIC because we are interested in the models containing the most relevant quantity of information; moreover, the model performances are not systematically improved while increasing the order of the model. Future work could focus on iden-

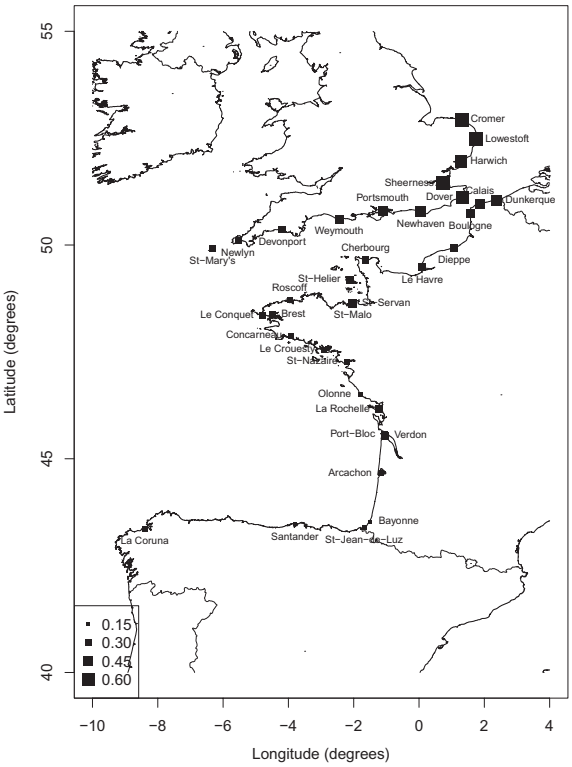

Fig. 8. Values of *TIC* for one-step ahead predictions, computed over the last year of observations (winter season).

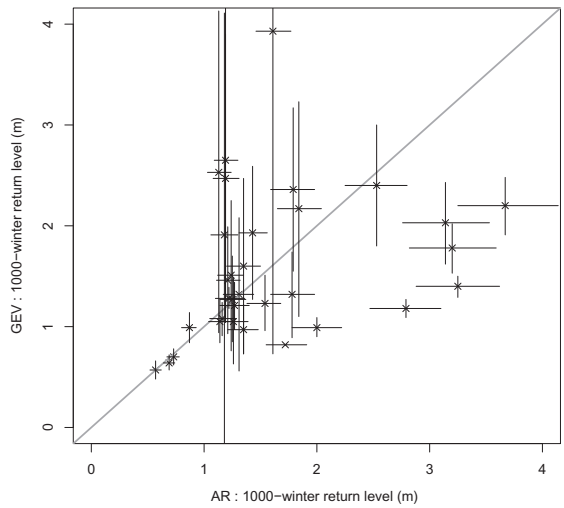

Fig. 9. Estimations and 70% confidence intervals of the 1000-year return levels for the 35 series (GEV and AR approaches).

tifying the best procedure for the order estimation depending on the model application.

More information on the models validation is given in the next section, where the performance of the models in one-step ahead forecasting is examined.

4.2. Optimal one-step ahead forecasting evaluation

As a supplementary validation strategy, the optimal one-step ahead forecasts are evaluated over the last year of observations. We recall that this year is not used to build the AR models. The optimal one-step ahead predictor is estimated using equation (8). Once the true value X_{t+1} is observed, it is added in the series to calculate $\hat{X}_{t+2}$ from $(X_{t-p+2}, \ldots, X_{t+1})$, and so on. To compare the forecasts with the actual observations, the *TIC* (see (9)) is used. Tables 2 and 3 show the results of the *TIC* for all of the series together with the error decomposition as depicted in Section 2.3. On the whole, the signals are satisfactorily approximated. A map of the *TIC* spatial distribution is given for the winter models (Fig. 8). On average, the *TIC* is 0.35 in the winter and the summer, and the covariance proportion in the error decomposition is 83% in the winter and 88% in the summer. The bias proportion is 2% both in the summer and the winter, and the variance proportion is 15% in the winter and 10% in the summer, indicating that these AR models provide quite accurate forecasts, particularly in the summer. However, one can infer from Tables 2 and 3 that high *TIC* values are obtained for the ports located in the Northern part of the region of interest, indicating that the optimal one-step ahead forecasts are less efficient in this zone. This is partially explained by the heaviness of the tail of the NIG probability distribution of the residuals, as indicated in Fig. 6.

4.3. Simulated extreme events probability

Section 4.1 shows that the models provide extreme simulated data in agreement with the observed extremes. Here, 1000 simulations of 1000 years each are performed (a simulated year consists of the juxtaposition of one simulated winter and one simulated summer) for each site to estimate the empirical probability of the simulated extreme values. In particular, due to the length of the simulated series, the 1000-year return level could be estimated by the sample mean of the maximum values of the simulations. It is also possible to define the confidence intervals, based on Monte Carlo simulations, by observing the empirical distribution of the maxima. The results are reported in Fig. 9. These 1000-year return levels and their 70% Monte Carlo confidence intervals are reported with the 1000-year return levels and their 70% confidence intervals estimated by fitting a GEV distribution on the observed annual maxima. In particular, the two methods converge for the 1000-year return levels estimated for the sites where the return level is up to 1.50 m. For the sites where 1000-year return levels are higher, the two extrapolations start to diverge, but no method systematically gives higher or lower estimations than the other. It is difficult to assess which approach is correct because any direct validation not is possible (locally). It should also be noted that the AR confidence intervals show lower variability than the GEV confidence intervals. This can be explained by the standard errors for the GEV shape parameter estimates, which are potentially high for the small size samples.

4.4. Illustration of Saint-Nazaire

The port of Saint-Nazaire (France, see Fig. 2 for the actual location) is used here as an illustration of the AR model capabilities and its potential applications. One of the reasons for selecting this port is that a large surge (1.05 m) was observed during the Xynthia storm, which impacted the Atlantic coast of France on 27–28 February 2010. The time series of skew surges, $X = (X_t)_{t \in Z}$, covers the period from 1970 to 2010 with an effective duration of 20.74 years. The whole skew surge series is plotted in Fig. 10. Note that the eustatism signal (0.27 cm/year) has been corrected for the sea level observations before the skew surge extractions. Any particular

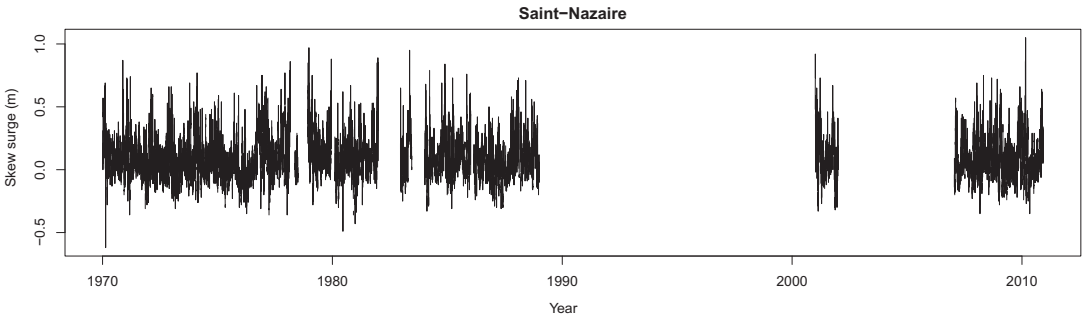

Fig. 10. Skew surge time series at Saint-Nazaire (France).

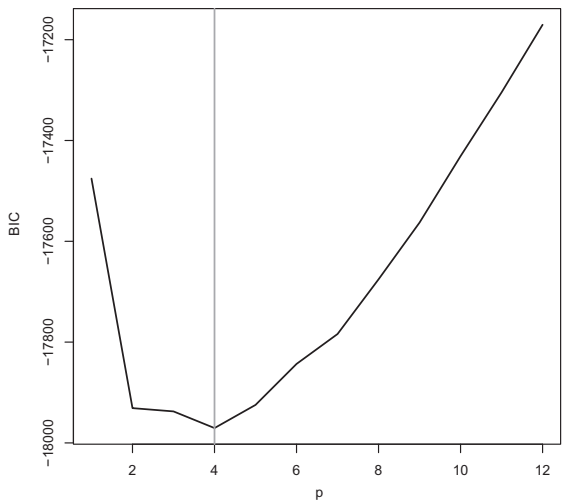

Fig. 11. BIC evolution for the summer Saint-Nazaire series.

residual trend can be detected graphically in this figure. The AR models of order 2 and 4 are fitted on the winter and summer season, respectively (the BIC evolution in function of the AR order is shown for the summer season in Fig. 11). The goodness-of-fit of the NIG distribution for the residuals can be graphically assessed: a quantile–quantile plot and a modified probability plot for the winter model are shown in Fig. 12.

4.4.1. The application to optimal one-step ahead forecasting

Optimal one-step ahead forecasts are computed for the year 2010 and compared with the observations. These are plotted in Fig. 13 with their 70% confidence intervals computed from the fitted NIG residual distribution. As expected, these bounds include the entire true signal for 70% of the time. The extreme events naturally fall outside of the confidence intervals and are associated with rare occurrences in the residual distribution. For example, we focus on the most extreme skew surge of the series, which was due to the Xynthia storm. We let the morning of 28 February 2010 be the time $T+1$, the time when the highest skew surge was observed in Saint-Nazaire, then $X_{T+1} = 1.05$ m. Now, if we suppose that (X_{T-1}, X_T) are known, the optimal one-step ahead forecast gives $\hat{X}_{T+1} = 0.42$ m. Taking into account the probability distribution of the residuals corresponding to the model error, if we estimate the probability of the event occurrence at time T, $\{X_{T+1} > 1.05\} = \{X_{T+1} - \hat{X}_{T+1} > 1.05 - \hat{X}_{T+1}\} = \{\varepsilon_{T+1} > 0.63\}$, 6×10^{-4} is obtained with the NIG modeling. Note that if a Gaussian distribution was fitted for $\hat{\varepsilon}$, then $P(X_{T+1} > 1.05) = 5 \times 10^{-9}$. Thus, the NIG distribution for the residual made an event like the Xynthia storm 10^5 more probable (from a forecasting point of view, 12.4 h before its occurrence) than using a Gaussian distribution.

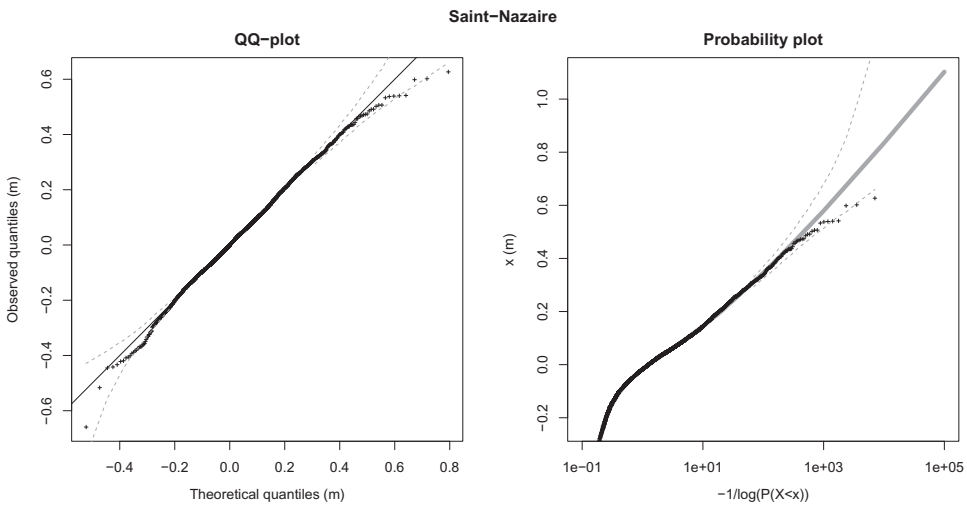

Fig. 12. NIG adjustment: quantile–quantile plot and probability plot with 95% Monte Carlo confidence bounds for the residuals at Saint-Nazaire (winter season).

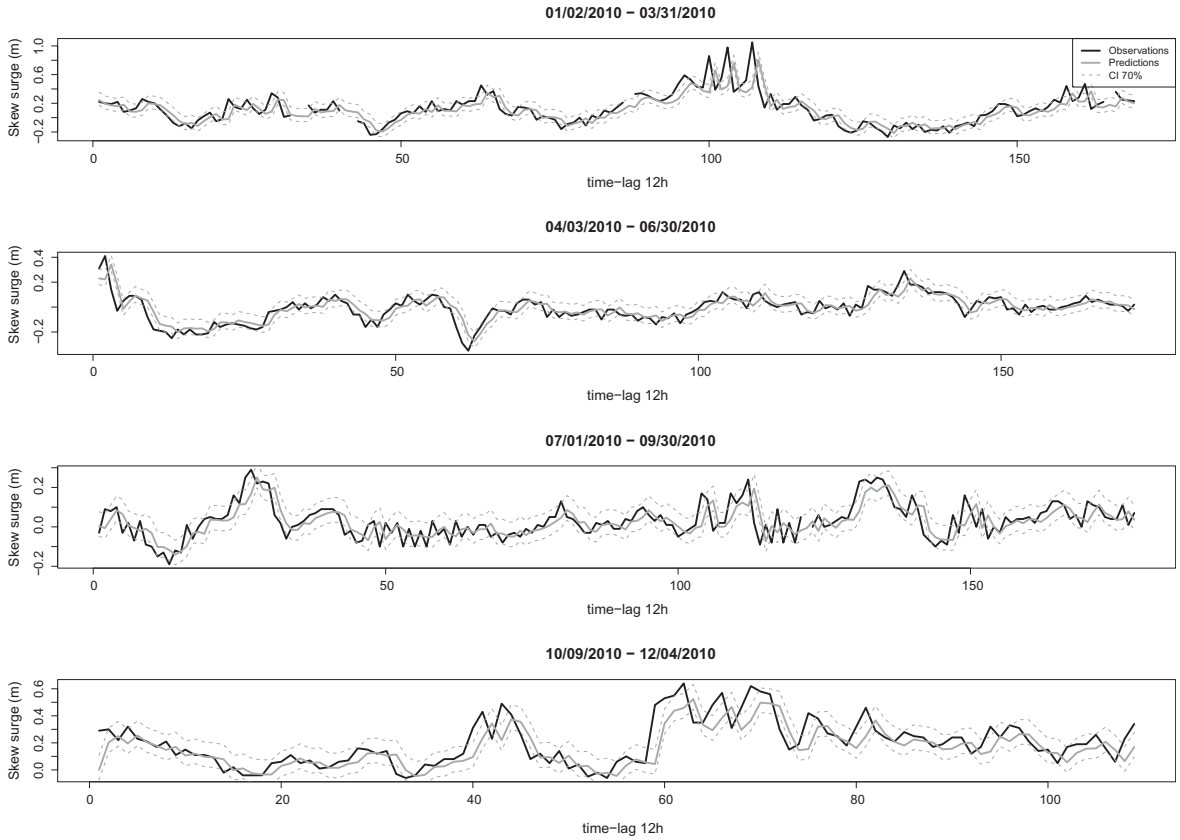

Fig. 13. Optimal one-step ahead forecasts at Saint-Nazaire (France) over the year 2010, with 70% confidence bounds from the NIG distribution of the residuals.

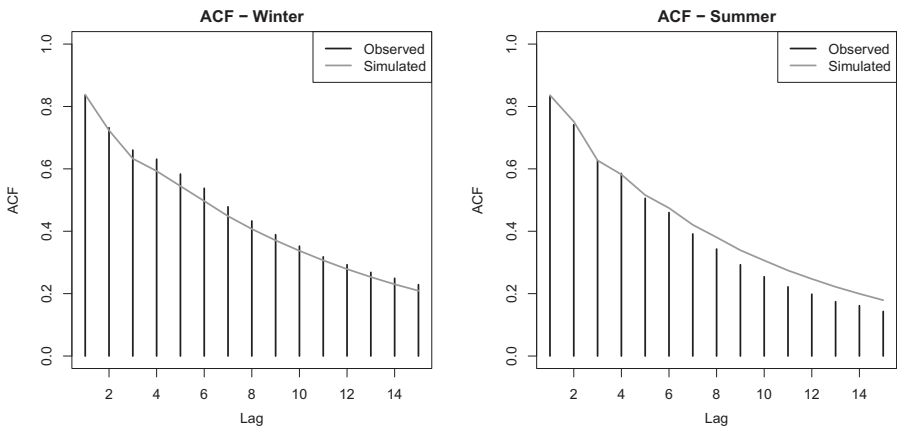

Fig. 14. Simulated and observed autocorrelation functions at Saint-Nazaire.

4.4.2. The application to long term simulation

Following the methodology depicted in Section 2.4, 1000 simulations of the Saint-Nazaire seasonal AR model, lasting 1000 years each, are generated. The average ACF is computed on the simulated data and compared to the observed ACF in Saint-Nazaire, see Fig. 14. A sample 25-year simulation is plotted in Fig. 15 as an example. The 1000-year return level at Saint-Nazaire, defined as the mean value of the 1000 maxima from the 1000-year simulations, is estimated at 1.54 m, with a 70% Monte-Carlo confidence interval of [1.38 m, 1.68 m]. The value of 1.05 m, which is the skew

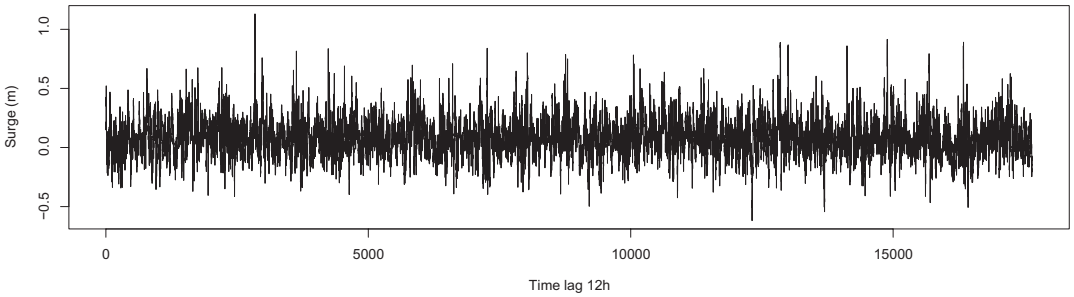

Fig. 15. Sample skew surges time series simulation at Saint-Nazaire (25 years).

surge observed during the Xynthia event at that location, is exceeded an average of 41.5 times during a 1000-year simulation, giving an estimation of a return period of 24 years with a corresponding 70% Monte-Carlo confidence interval of [20 years, 29 years]. Using more conventional methods, a classical GEV approach from the annual maxima gives a level of 1.23 m, with a 70% confidence interval of [0.96 m, 1.51 m] for the 1000-year return period. The return period of a skew surge such as the one that occurred during the Xynthia is estimated by the GEV method to be 60 years at this location. Considering the uncertainty associated with extreme event probability extrapolation, the two approaches are coherent, and we note that the GEV method shows wider confidence intervals for its estimations. This preliminary analysis confirms the possible application of the AR models as an alternative approach to provide a plausible series and a probabilistic description of the simulated extremes.

5. Conclusions

The AR models for 35 skew surge series collected at harbors located along the European Atlantic coasts, in the English Channel and in the Southern part of the North Sea are presented in this paper. The AR models are shown to be suitable for skew surge series modeling over the entire region considered. Seasonal (winter and summer) AR models are fitted to take into account seasonal variability, and their orders are relatively low (from 1 to 6). Therefore, important information on the correlation length of the series can be derived and used for several purposes. In particular, the correlation lengths span up to 3 days (72 h) and also show a coherent spatial pattern, with more correlated series occurring in the summer and for harbors located in the North Sea and North French Brittany. The AR models show accurate performance in forecasting surges at the 12 h horizon (i.e., for the next theoretical high-tide time). Thus, these models can complete a classical meteorological surge forecast based on a dynamic model, and they are lighter in terms of the required input data and computational cost. The performance of stochastic approaches compared to the most recent meteorological forecast methodologies could be part of future research work. The confidence intervals can be estimated, in addition to the forecasted values, via the analysis of the probability distribution of the residuals. In particular, a Normal Inverse Gaussian (NIG) distribution is applied for the modeling of the residuals. The NIG distribution, well fitted on these quantities, takes into account the non-symmetrical and possibly heavy tailed distributions. Simulations of long, realistic artificial series are therefore possible, which allows for the estimation of the probability of occurrence of extreme (rare) simulated events. This study provides a large volume of data in terms of modeled time series on a wide geographic area spanning from the North Spanish Atlantic coasts to the Southern North Sea coasts. Further work could investigate the following: (i) some theoretical properties of the AR models with NIG distribution for the innovation process (i.e., the limiting distribution of the estimated parameters or the expression of the theoretical stationary distribution, if it exists); (ii) the regional behavior of the parameters of both the AR models and the residuals; and (iii) a more in-depth physical justification for the estimated values of the parameters.

Acknowledgments

The permission to publish the results of this ongoing research study was granted by the EDF (Electricité De France). The results in this paper should, of course, be considered as R&D exercises without any significance or embedded commitments upon the real behavior of the EDF power facilities or its regulatory control and licensing. The authors would like to acknowledge the SHOM (Service Hydrographique et Océanographique de la Marine, France), the REFMAR (Réseaux de référence des observations marégraphiques, France), the BODC (British Oceanographic Data Centre, UK) and the IEO (Instituto Español de Oceanografía, Spain) for providing the data used in this study. This paper has also benefited from fruitful discussions with Xavier Kergadallan (CETMEF, France) and has been greatly improved by constructive comments and suggestions from the three anonymous reviewers.

References

Abraham, B., Balakrishna, N., 1999. Inverse Gaussian autoregressive models. Journal of Time Series Analysis 20, 605–618.
Akaike, H., 1974. A new look at the statistical model identification. IEEE Transactions on Automatic Control 19, 716–723.
Alvarez, A., Orfila, A., Basterretxea, G., Tintore, J., Vizoso, G., Fornes, A., 2007. Forecasting front displacements with a satellite based ocean forecasting (SOFT) system. Journal of Marine Systems 65, 299–313.
Álvarez Fanjul, E., Pérez, B., Rodríguez Sánchez-Arévalo, I., 2001. NIVMAR: a storm-surge forecasting system for Spanish waters. Scientia Marina 60, 145–154.
Anderson, P.L., Meerschaert, M.M., 1998. Modeling river flows with heavy tails. Water Resource Research 34, 2271–2280.
Bajo, M., Umgiesser, G., 2010. Storm surge forecast through a combination of dynamic and neural network models. Ocean Modelling 33, 1–9.
Bardet, L., Duluc, C.-M., Rebour, V., L'Her, J., 2011. Regional frequency analysis of extreme storm surges along the French coast. Natural Hazards and Earth System Sciences 11, 1627–1639.
Barndorff-Nielsen, O.E., 1997. Normal inverse Gaussian distributions and stochastic volatility modelling. Scandinavian Journal of Statistics 24, 1–13.
Bernardara, P., Andreewsky, M., Benoit, M., 2011. Application of the regional frequency analysis to the estimation of extreme storm surges. Journal of Geophysical Research 116, 1–11.
Bernardara, P., De Michele, C., Rosso, R., 2006. A simple model of rain in time: an alternating renewal process of wet and dry states with a fractional (non-gaussian) rain intensity. Atmospheric Research 84, 291–301.
Bernardara, P., Schertzer, D., Sauquet, E., Tchiguirinskaia, I., Lang, M., 2008. The flood probability distribution tail: how heavy is it? Stochastic Environmental Research and Risk Assessment 22, 107–122.
Bondon, P., 2009. Estimation of autoregressive models with epsilon-skew-normal innovations. Journal of Multivariate Analysis 100, 1761–1776.
Box, G.E.P., Jenkins, G.M., 1976. Time Series Analysis, Forecasting and Control. Holden Day, San Francisco.

Breaker, L.C., Brewster, J.K., 2009. Predicting offshore temperatures in Monterey Bay based on coastal observations using linear forecast models. Ocean Modelling 27, 82–97.
Brockwell, P.J., Davis, R.A., 1996. Introduction to Time Series and Forecasting, second ed. Springer.
De Haan, L., 1970. On Regular Variation and its Application to Weak Convergence of Sample Extremes. CWI Tract, Amsterdam, 32.
Dixon, M.J., Tawn, J.A., 1994. Extreme Sea Levels at the UK A Class Sites: Site by Site Analysis. Proudman Oceanographic Laboratory.
El Adlouni, S., Bobée, B., Ouarda, T.B.M.J., 2008. On the tails of extreme event distributions in hydrology. Journal of Hydrology 355, 16–33.
Eriksson, A., Ghysels, E., Wang, F., 2009. The normal inverse Gaussian distribution and the pricing of derivatives. The Journal of Derivatives 16, 23–37.
Figueroa-Lopez, J.E., Lancette, S.R., Lee, K., Mi, Y., 2011. Estimation of NIG and VG models for high frequency financial data. Handbook for Modeling High-Frequency Data in Finance. J. Wiley.
Fisher, R., Tippet, L., 1928. On the estimation of the frequency distribution of the largest or smallest member of a sample. Proceedings of the Cambridge Philosophical Society.
Fréchet, M., 1928. Sur la lois de probabilité de l'écart maximum. Annales de la société polonaise de mathématique (in French) 6, 93–122.
Gnedenko, B., 1943. Sur la distribution limite du terme maximum d'une série aléatoire (in French). Annals of Mathematics 44, 423–453.
Gumbel, E.J., 1958. Statistics of Extremes. Columbia University Press, New York.
Hawkes, P.J., Gonzales-Marco, D., Sanchez-Arcilla, A., Prinos, P., 2008. Best practice for the estimation of extremes: a review. Journal of Hydraulic Research 46, 324–332.
Higaki, M., Hayashibara, H., Nozaki, F., 2009. Outline of the Storm Surge Prediction Model at the Japan Meteorological Agency RSMC Tokyo-Typhoon Center Technical Review. 11, 25–38.
Hipel, K.W., McLeod, A.I., 1994. Time Series Modelling of Water Resources and Environmental Systems. Elsevier, New York.
Hughes, G.L., Subba Rao, S., Subba Rao, T., 2006. Statistical analysis and time series models for minimum and maximum temperatures in the Antarctic Peninsula. Proceedings of the Royal Society A 463, 241–259.
Jensen, M.B., Lunde, A., 2001. The NIG-S&ARCH Model: a fat tailed, stochastic, and autoregressive conditional heteroskedastic volatility model. The Econometrics Journal 4, 319–342.
Kwan, A.C.C., Sim, A.-B., Wu, Y., 2005. A comparative study of the finite-sample performance of some portmanteau tests for randomness of a time series. Computational Statistics & Data Analysis 48, 391–413.
Kyselý, J., 2002. Probability estimates of extreme temperature events: stochastic modelling approach vs. extreme value distribution. Studia Geophysica et Geodaetica 46, 93–112.
Ledolter, J., 1978. A general class of stochastic models for hydrologic sequences. Journal of Hydrology 36, 309–325.
Lencioni, P., Benque, J.P., Coeffe, Y., 1982. Examples of storm surge prediction models. In: 18th International Conference on Coastal Engineering (ICCE 1982), Cape Town, South Africa.
Li, W.K., McLeod, A., 1988. ARMA modelling with non-Gaussian innovations. Journal of Time Series Analysis 9, 155–168.
Ljung, G.M., Box, G.E.P., 1978. On a measure of lack of fit in time series models. Biometrika 65, 297–303.
McLeod, A.I., 1995. Diagnostic checking periodic autoregression models with application. The Journal of Time Series Analysis 15, 221–233.
Monbet, V., Ailliot, P., Prevosto, M., 2007. Survey of stochastic models for wind and sea state time series. Probabilistic Engineering Mechanics 22, 113–126.
Newbold, P., 1975. The principles of the box-Jenkins approach. Operational Research Quarterly 26, 397–412.
Oigard, T.A., Hanssen, A., Hansen, R.E., Godtliebsen, F., 2005. EM-estimation and modeling of heavy-tailed processes with the multivariate normal inverse Gaussian distribution. Signal Processing 85, 1655–1673.
Olbert, A., Hartnett, M., 2010. Storms and surges in Irish coastal waters. Ocean Modelling 34, 50–62.
Paradis, D., Ohla, P., Daniel, P., 2009. Operational storm surges forecasting in an estuary. Marine Geodesy 32, 166–177.
Petaccia, S., Serravall, R., Pellicano, F., 2006. Improved method for sea level forecasting at Venice (Northern Adriatic Sea). Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation 11, 281–296.
Pindyck, R.S., Rubinfeld, D.L., 1991. Econometric Models and Economic Forecasts, third ed. McGraw-Hill, New York.
Röske, F., 1997. Sea level forecasts using neural networks. Ocean Dynamics 49, 71–99.
Sabo, J.L., Post, D.M., 2008. Quantifying periodic, stochastic, and catastrophic environmental variation. Ecological Monographs 78, 19–40.
Salas, J.D., Boes, D.C., Smith, R.A., 1982. Estimation of ARMA models with seasonal parameters. Water Resource Research 18, 1006–1010.
Salberg, A.B., Swami, A., Oigard, T.A., Hanssen, A., 2001. The normal inverse Gaussian distribution as a model for MUI. In: 35th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove, CA, USA.
Schwarz, G., 1978. Estimating the dimension of a model. Annals of Statistics 6, 461–464.
Simon, B., 2007. La marée océanique côtière. Editions de l'Institut Océanographique.
Tawn, J.A., 1992. Estimating probabilities of extreme sea-levels. Applied Statistics 41, 77–93.
Tesfaye, Y.G., Meerschaert, M.M., Anderson, P.L., 2006. Identification of periodic autoregressive moving average models and their application to the modeling of river flows. Water Resource Research 42.
Todd, L., Walton, J., 2005. Short term surge storm forecasting. Journal of Coastal Research 21, 421–429.
Tomohiro, Y., Mase, H., Kunitomi, S., Mori, N., Hayashi, Y., 2010. Stochastic typhoon model and its application to future typhoon projection. ICCE 2010, Shangai.
Trindade, A.A., Zhu, Y., Andrews, B., 2010. Time series models with asymmetric Laplace innovations. Journal of Statistical Computation and Simulation 80, 1317–1333.
Vecchia, A.V., Ballerini, R., 1991. Testing for periodic autocorrelations in seasonal time series data. Biometrika 78, 53–63.
Walh, T., Jensen, J., Mudersbach, C., 2010. A multivariate statistical model for advanced storm surge analyses in the North Sea. In: 32nd International Conference on Coastal Engineering (ICCE), Shanghai.
Yang, Y., 2005. Can the strengths of AIC and BIC Be shared? A conflict between model identification and regression estimation. Biometrika 92, 937–950.
You, S., Seo, J., 2009. Storm surge prediction using an artificial neural network model and cluster analysis. Natural Hazards 57, 97–114.

Annexe E

Comparaison des indices locaux pour l'analyse régionale

Cet article, publié dans Water Resources Research en 2013, montre que les performances de l'analyse régionale dépendent de la spécification de l'indice local. Selon la situation rencontrée (taille de la région, degrés d'hétérogénéité régionale et de dépendance entre les sites), l'indice local le plus adapté est déterminé à partir de simulations Monte Carlo de différents scénarios régionaux.

Dans ce manuscrit de thèse, l'indice local est caractérisé indépendamment des résultats de cet article, en étant déterminé suite à une réflexion sur la structure théorique de la loi régionale (section 3.1) dans le cadre des dépassements de seuils. Les résultats de cet article sont, par exemple, directement utilisables pour l'analyse de maxima annuels ou d'excès de seuils, ou bien dans le cadre de la méthode d'Hosking et Wallis avec normalisation par un indice local empirique.

WATER RESOURCES RESEARCH, VOL. 49, 1–12, doi:10.1002/wrcr.20225, 2013

Comparison of local indices for regional frequency analysis with an application to extreme skew surges

Jérôme Weiss[1,2] and Pietro Bernardara[1,2]

Received 12 April 2012; revised 15 March 2013; accepted 26 March 2013.

[1] Regional frequency analysis (RFA) is a valuable and well-known method which allows using all the information at the regional scale to improve the actual estimation of the probability of occurrence of extreme events at a given site. In the framework of the index flood method, a local index, representing the local specificities of a given site, is used to normalize at-site observations for the estimation of the regional distribution. It is an essential feature of this model, contrasting with common characteristics shared between the sites of the homogenous region. However, the specification of the local index can be a crucial point. In particular, the performance of the quantile estimator derived from a RFA can depend on the specification of the local index. Four regionalization models are proposed, where the local index is specified by different statistics in each model, and their performances are assessed through Monte Carlo simulations of several regional scenarios. Some guidelines are provided for the selection of the local index which is most adapted to the observed situation (including regional scenarios characterized by some degrees of asymmetry, homogeneity and inter-site correlation). A practical application on extreme skew storm surges is provided to illustrate the results.

Citation: Weiss, J., and P. Bernardara (2013), Comparison of local indices for regional frequency analysis with an application to extreme skew surges, *Water Resour. Res.*, *49*, doi:10.1002/wrcr.20225.

1. Introduction

[2] A common problem affecting the estimation of the probability of occurrence of extreme environmental risks is the duration of the series at a given site [*Reis and Stedinger*, 2005]. Indeed, for the protection against natural hazards, the estimation of 100 or 1000 year return level, or even more is often required; for example coastal protections in Netherlands are based on the 10,000 year surge level [*Van den Brink*, 2005]. However, the at-site observations seldom span durations longer than 50 years. In this framework, a local statistical analysis of the extreme values does not allow accurate extrapolations of the probability of occurrence of very extreme events.

[3] Regional frequency analysis (RFA) is a possible method to reduce these uncertainties. In particular, under the assumption of statistical homogeneity of observations from different sites in a given region, RFA exploits all the available information at the regional scale to lead to more reliable estimations than those provided by traditional local analyses [*Stedinger and Lu*, 1995], and is thus widely applied in geosciences. Applications have been done for river discharges series [*Cunnane*, 1988; *Darlymple*, 1960; *De Michele and Rosso*, 2001; *Javelle et al.*, 2002; *Madsen and Rosbjerg*, 1997; *Merz and Bloschl*, 2003; *Stedinger*, 1983; *Viglione et al.*, 2007], rainfall observations [*Borga et al.*, 2005; *Hosking and Wallis*, 1997; *Schaefer*, 1990], wind [*Escalante-Sandoval*, 2008; *Goel et al.*, 2004; *Sotillo et al.*, 2006], water levels [*Van Gelder and Neykov*, 1998], ocean waves [*Goda et al.*, 2010; *Van Gelder et al.*, 2000], and sea level surges [*Bardet et al.*, 2011; *Bernardara et al.*, 2011; *Weiss et al.*, 2012b]. From the latter references, the surge phenomenon seems to be quite homogeneous along large coastal sectors, at least on European North Atlantic coasts.

[4] The index flood method introduced by *Darlymple* [1960] provides a natural framework to perform a RFA. It is based on the hypothesis that the sites belonging to a statistically homogeneous region follow the same regional probability distribution, up to a local scale parameter, the index flood. Although the "flood" appellation indicates that the method was first developed for hydrological applications, it can potentially be applied to any kind of environmental data. From now on the "index flood" is called the "local index" in the following of the paper.

[5] The local index is an essential parameter. It represents the local specificities of a site, in contrast to regional characteristics shared by all the sites in the region and depicted by dispersion, asymmetry and higher-order moments. It is generally estimated either by direct or indirect methods [*Bocchiola et al.*, 2004]. Direct methods consist of estimating the local index directly from the data observed at a given site. Indirect methods exploit other physically based variables observed at the local scale; for this reason they

[1]EDF R&D Laboratoire National d'Hydraulique et Environnement (LNHE), Chatou, France.
[2]Saint-Venant Laboratory for Hydraulics, Université Paris-Est, ENPC, EDF R&D, CETMEF, Chatou, France.

Corresponding author: J. Weiss, Laboratoire National d'Hydraulique et Environnement (LNHE), Chatou F-78400, France. (jerome.weiss@edf.fr)

©2013. American Geophysical Union. All Rights Reserved.
0043-1397/13/10.1002/wrcr.20225

are well adapted for ungauged sites. In this paper, the focus is on local indices estimated by direct methods.

[6] The at-site empirical mean is generally the most common choice for the local index [*Bayazit and Önöz*, 2004; *Bernardara et al.*, 2011; *Chebana and Ouarda*, 2009; *Darlymple*, 1960; *Hosking and Wallis*, 1997; *Kjeldsen and Rosbjerg*, 2002; *Lu and Stedinger*, 1992; *NERC*, 1975; *Stedinger and Lu*, 1995; *Sveinsson et al.*, 2002]. However, some authors used the empirical median [*Dawson et al.*, 2006; *Kjeldsen and Jones*, 2007; *Northrop*, 2004; *Robson and Reed*, 1999; *Wan Jaafar et al.*, 2011]. More atypical parameters have been used as local indices, such as the empirical quantiles. *Smith* [1989] considered, for example, the 0.90 empirical local quantile, while *Bardet et al.* [2011] used the annual empirical surge in the framework of a peaks-over-threshold (POT) sampling for the estimation of extreme storm surges. *Hosking and Wallis* [1997] also suggested the use of a trimmed mean. In addition, *Hanel and Buishand* [2008] and *Hosking and Wallis* [1997] proposed to specify the local index as the location parameter of the local Generalized Extreme Value (GEV) distribution, mainly because the location parameter of the analytical regional distribution turns out to be one. Rather than normalizing by an empirical index (a random variable), *Sveinsson et al.* [2001] developed a "population index flood" to propose an analytical regional model resulting from the homogeneity assumption and the analytical expression of the theoretical local index. Their method aims at circumventing some distortions induced by the normalization by a random variable rather than a constant (the unknown theoretical local index). They proved that samples normalized by a local index (the empirical mean in this case) turn out to be correlated with different supports of the probability distributions, contradicting assumptions of regional homogeneity. However, the robust nature of these regional approaches has been demonstrated with simulations by the same authors. For example, RFA based on L-moments [*Hosking and Wallis*, 1997] is demonstrated to perform well in several applications, see e.g., *Borujeni and Sulaiman* [2009]; *Goda et al.* [2010]; *Kjeldsen et al.* [2002]; *Norbiato et al.* [2007]; *Van Gelder and Mai* [2008]; and *Yu et al.* [2004].

[7] The local index is a parameter whose performances in regionalization can directly depend on the shape of the underlying local distribution. *Lettenmaier and Potter* [1985] showed that the use of the empirical mean as local index degrades performances of regionalization when the regional coefficient of variation rises, for Gumbel, lognormal and Pearson III distributions. However, very few studies questioned the choice of the local index in a RFA. *Viglione et al.* [2007] suggested using the empirical median instead of the empirical mean if the underlying distribution is asymmetric. This conclusion is based on Monte Carlo simulations of GEV distributions, where the accuracy of these indices was examined. Although a relevant empirical local index is expected to be an accurate estimator of its theoretical value, we believe that other criteria should be considered to decide which index to use. The comparison of different local indices should be especially based on the accuracy of the local quantiles estimates obtained after regionalization, where samples had been previously normalized by these indices.

[8] This paper investigates if the performance of the quantile estimator derived from a RFA depends on the specification of the local index. At the best of our knowledge, this is the first study which tries to comprehensively address this question. Four local indices are tested: the mean, the median, an estimate of the location parameter of the parent distribution obtained by L-moments, and the trimean. The first two indices are widely used in the literature, whereas the last two had never been proposed before. To evaluate the performances of these indices, different regional scenarios characterized by some degrees of asymmetry, homogeneity and inter-site correlation are generated by Monte Carlo simulations. A bibliographical review of RFA-based studies for the estimation of extreme marine events and the comparison with other hydrological studies allowed deriving parameters to generate realistic synthetic regions. Some guidelines will then be provided for the selection of the best local index to use for a RFA, depending on several elements (level of asymmetry, degree of regional heterogeneity, inter-site correlation, and parent probability distribution). Note that the traditional assumption of a perfectly homogeneous region with uncorrelated sites is not likely to yield in real cases; thus the introduction of both a slight regional heterogeneity and inter-site correlation in the simulations allows some departures from this unrealistic hypothesis. *Hosking and Wallis* [1988] showed that even when heterogeneity or inter-site correlation is present, RFA leads to more accurate estimates than a traditional at-site analysis.

[9] The results obtained in this paper are consistent with different environmental applications, in particular with oceano-meteorological data. As stated in the literature review at the beginning of this section, few applications of the RFA deal with marine hazards. A case study for the estimation of extreme skew storm surges is thus provided, in order to both illustrate the use of the main results of this study and help in the understanding of the regional behavior of this variable.

[10] The structure of this paper is as follows. In section 2, RFA is presented together with the specification of the probability distributions, the considered local indices and the definition of the Monte Carlo design of experiments. Section 3 summarizes the main results of the study. The case study for the estimation of extreme skew storm surges is performed in section 4; conclusions and some perspectives for future works are drawn in section 5.

2. Methodology

2.1. Regional Frequency Analysis

[11] Assuming a statistically homogenous region composed by N sites, n_i observations of the random variable X^i sampled from the c.d.f. F_i are observed at the site $i = 1, \ldots, N$. An objective of the RFA is the estimation of the quantile function $F_i^{-1}(p) = x_p^i$, where p is close to 1. Let μ_i be a theoretical local index of the site i (e.g., the mean or the median), estimated by $\hat{\mu}_i$ from the n_i observations. The regional homogeneity hypothesis expresses that the nondimensional variable $X^R = X^i/\mu_i$ is independent of $i = 1, \ldots, N$, with c.d.f. F_R.

[12] The regional distribution is then estimated with the L-moments method depicted by *Hosking and Wallis* [1997].

Let $\hat{\lambda}_r^i$ be the estimator of the r-order L-moment for the site i and $\hat{\tau}_3^i = \hat{\lambda}_3^i/\hat{\lambda}_2^i$ its estimation of the L-skewness. The equivalent regional quantities are defined as:

$$\hat{\lambda}_r^R = \sum_{i=1}^{N} n_i\left(\hat{\lambda}_r^i/\hat{\mu}_i\right)\Big/\sum_{i=1}^{N} n_i, \tag{1}$$

$$\hat{\tau}_3^R = \sum_{i=1}^{N} n_i\hat{\tau}_3^i\Big/\sum_{i=1}^{N} n_i. \tag{2}$$

[13] Note that $\hat{\tau}_3^R$ is independent of the specification of $\hat{\mu}_i$. The parameters of F_R are estimated by matching the empirical to the theoretical regional L-moments, to obtain the regional quantile function $\hat{F}_R{}^{-1}(p) = \hat{x}_p^R$. Finally, x_p^i is estimated by:

$$\hat{x}_{p,\hat{\mu}}^i = \hat{\mu}_i\hat{x}_p^R. \tag{3}$$

[14] The notation $\hat{x}_{p,\hat{\mu}}^i$ aims at placing a particular emphasis on the estimate induced by the normalization by the specific local index $\hat{\mu}$: for example, in general, $\hat{x}_{p,\text{mean}}^i \neq \hat{x}_{p,\text{median}}^i$.

[15] There is an implicit assumption in *Viglione et al.* [2007] that the local index with the lower root mean square error (RMSE) would systematically imply the minimization of the RMSE of $\hat{x}_{p,\hat{\mu}}^i$. This statement is discussed in section 3.3, especially for situations deviating from the ideal case of uncorrelated sites in a homogeneous region.

[16] According to *Hosking and Wallis* [1997], three potential sources of error for the estimation of x_p^i exist: the variability of the local index $\hat{\mu}_i$, the variability of $\hat{x}_p^R$ and the bias induced by the renormalization step, see (3). In particular, derived from *Bohrnstedt and Goldberger* [1969], the variance of $x_{p,\hat{\mu}}^i$ is given by:

$$\begin{aligned}\text{var}\left(\hat{x}_{p,\hat{\mu}}^i\right) \approx{}& E^2(\hat{\mu}_i)\text{var}\left(\hat{x}_p^R\right) + \text{var}(\hat{\mu}_i)E^2\left(\hat{x}_p^R\right)\\ &+ 2E(\hat{\mu}_i)E\left(\hat{x}_p^R\right)\text{cov}\left(\hat{\mu}_i, \hat{x}_p^R\right),\end{aligned} \tag{4}$$

where var is the variance, E is the mean operator and cov is the covariance. The bias and the variance of $\hat{x}_p^R$ depend on the variability and the bias of the regional L-moments estimators, on a possible wrong specification of the regional distribution and on the degree of regional heterogeneity [*Hosking and Wallis*, 1997]. Note that the last term in (4) is often ignored in practical applications [*De Michele and Rosso*, 2001; *Hosking and Wallis*, 1997].

2.2. Probability Distributions Considered

[17] The two generalized probability distributions derived from the extreme value theory are considered in this paper, the GEV and the GPD (Generalized Pareto Distribution). The GEV distribution is adequate for a sample of block maxima [*Coles*, 2001], while exceedances over a high threshold can be modeled by a GPD [*Pickands*, 1975].

[18] Let ξ, α and k be a location, a scale and a shape parameter, respectively. Following the notations of *Hosking and Wallis* [1997], the quantile function of the GEV (ξ, α, k) distribution is given by:

$$x_p = \begin{cases} \xi + \dfrac{\alpha}{k}\left(1 - (-\log(p))^k\right), k \neq 0 \\ \xi - \alpha\log(-\log(p)), k = 0 \end{cases}, \tag{5}$$

whereas the quantile function of the GPD (ξ, α, k) is:

$$x_p = \begin{cases} \xi + \dfrac{\alpha}{k}\left(1 - (1-p)^k\right), k \neq 0 \\ \xi - \alpha\log(1-p), k = 0 \end{cases}. \tag{6}$$

[19] The variable of a given site i is supposed to follow either a GEV (ξ_i, α_i, k_i) or a GPD (ξ_i, α_i, k_i). The regional homogeneity hypothesis implies that the dispersion coefficient $\gamma = \alpha_i/\xi_i$ and the shape parameter $k_i = k$ are independent of i and thus are constant in the region [*Sveinsson et al.*, 2001].

[20] Let λ_r, $\tau = \lambda_2/\lambda_1$, $\tau_3 = \lambda_3/\lambda_2$ and $\gamma = \alpha/\xi$ be respectively the r-order L-moment, the coefficient of L-variation (L-CV), the L-skewness and the dispersion coefficient. These quantities can be easily related with (ξ, α, k), see e.g., *Hosking and Wallis* [1997]. Then the regional distribution is estimated from these relations and $\left(\hat{\lambda}_1^R, \hat{\lambda}_2^R, \hat{\tau}_3^R\right)$, see (1) and (2).

2.3. Local Index Specification

[21] The local index $\hat{\mu}$ represents a specific characteristic of a given site. In particular, it must be a location parameter, as dispersion and asymmetry are assumed to be the same for every site in the homogeneous region. Hence, measures of central tendency are naturally candidates for local indices. Four empirical local indices are proposed in this study: $\bar{x}$ (the mean), x_{med} (the median), x_{trim} (the trimean) and ξ_{LMOM} (the estimation of ξ with the L-moments method).

[22] The mean is a natural candidate since it is the most commonly used index in the literature. The median, known to be robust, is often chosen in the presence of asymmetry. The trimean is defined as the average of the median and the midhinge (which is the average of the first and the third quartile). This index is little known, however "an advantage of the trimean as a measure of the center (of a distribution) is that it combines the median's emphasis on center values with the midhinge's attention to the extremes" [*Weisberg*, 1992]. Lastly, ξ_{LMOM} represents a natural choice since the local index must be a location parameter. Note that the two last indices have never been used to perform a RFA; although an estimate of ξ is used as the local index in *Hanel and Buishand* [2008], it differs from ξ_{LMOM}. Finally, x_{med}, x_{trim}, and ξ_{LMOM} are robust, whereas $\bar{x}$ is not from *Huber* [1981].

[23] The performances in regionalization of these four proposed indices are evaluated in this paper. The specifications proposed here represent a preliminary investigation, and other local indices can naturally be used to perform a RFA.

2.4. Regional Scenarios

[24] A regional scenario reflects what is observed at the regional scale, before performing a RFA. Six parameters are retained here to define a particular scenario.

2.4.1. Parameters Defining a Regional Scenario

[25] (i) N, the number of sites in the region, is either set to 5, 10, or 20. *Hosking and Wallis* [1997] claimed that the

improvement in quantiles estimation through RFA is low for regions exceeding 20 sites.

[26] (ii) n, the size of the observed at-site sample, is either set to 10, 30, or 50, which is similar to the average number of available extreme observations in real applications.

[27] (iii) The specification of the local and regional distributions. As depicted in section 2.2, it is either GEV or GPD.

[28] (iv) A pair (τ, τ_3) allows defining the regional distribution through a degree of asymmetry. The definition of the (τ, τ_3) space deserves a specific discussion (see section 2.4.2 where 84 possible couples are derived).

[29] (v) The degree of regional heterogeneity. The simulated region is perfectly homogeneous (the sites share the same dispersion and asymmetry) or a slight heterogeneity is introduced: in the latter case, local L-CV and L-skewness values vary linearly in $[\tau - 0.05, \tau + 0.05]$ and $[\tau_3 - 0.05, \tau_3 + 0.05]$, respectively.

[30] (vi) The degree of inter-site correlation: either the sites in the simulated region are independent or are correlated. In the latter case, each pair of sites have a Kendall's correlation coefficient $\tau_K = 0.5$. This dependence structure is simulated by a Gumbel copula [*Salvadori et al*., 2007].

[31] This parameterization leads to 6048 possible regional scenarios. The two last parameters allow departures from the unrealistic assumption that the normalized sites are i.i.d.

2.4.2. Range of Variation of L-Moments

[32] A realistic range of variation of the pairs (τ, τ_3) is determined for consistency with different environmental data, with a focus on maritime applications. A bibliographical survey of extreme marine events studies based on RFA with L-moments was performed. The construction of the design of experiments is partly based on the observed values of (τ, τ_3) from the following studies. First, extreme storm surges for locations along the French coasts of the Atlantic Ocean and the English Channel were considered by *Bernardara et al*. [2011] (18 stations) and *Bardet et al*. [2011] (21 stations), while *Weiss et al*. [2012b] extended this work by also including the southern England coasts (27 stations). Second, *Van Gelder and Neykov* [1998] performed a RFA of extreme water levels from 13 sites of the North Sea coast of the Netherlands. Third, extreme wave heights were analyzed by *Goda* [2011] and *Goda et al*. [2010] for 11 stations located along the eastern coast of Japan sea, and *Van Gelder et al*. [2000] for 9 sites from the North Sea. Note also that *Hosking* [2012] estimated extreme runup heights due to tsunamis, for locations in the Pacific Ocean; however, as some of these observations are indicated as doubtful by the author, this study was not considered to build the (τ, τ_3) space.

[33] One observation from this review is that both storm surge and wave height data seem to verify $0.05 \leq \tau \leq 0.2$ and $0.1 \leq \tau_3 \leq 0.5$, whereas the L-moments of water level data are rather located around $\tau = 0.25$ and $\tau_3 = 0.3$. Moreover, half of the cases display a low dispersion with a rather high asymmetry ($\tau \leq 0.1$ and $\tau_3 \geq 0.2$).

[34] For multidisciplinary purposes, L-moment diagrams of other environmental variables were examined. According to *Hosking and Wallis* [1997], a range from 0 to 0.3 for τ and τ_3 covers most environmental data. *Farquharson et al*. [1987] and *Lu and Stedinger* [1992] reported flood observations from 1121 stations in 70 countries; *Castellarin et al*. [2012] sourced annual maximum series of flood flows from 4105 sites in 13 European countries. *Vogel and Wilson* [1996] considered annual maximum flood flows from 1490 basins in the continental United States. The latter reference was used by *Viglione et al*. [2007] to construct a (τ, τ_3) space to assess the performances of several homogeneity tests for RFA.

[35] Matching these examinations with L-moments for marine data (storm surges, water levels and wave heights) results on the following relations, valid for most of the cases:

$$\begin{cases} -0.05 \leq \tau_3 \leq 0.5 \\ 0.05 \leq \tau \leq 0.5 \\ \tau \leq \tau_3 + 0.15 \quad \text{if } \tau_3 \leq 0.35 \end{cases} . \tag{7}$$

[36] The grid defined by (7) with a resolution of 0.05 forms the (τ, τ_3) space used in this study; it is shown in Figure 1 together with the marine data from the bibliographical review. Note that this grid differs from the one in *Viglione et al*. [2007] as situations with low dispersion and high asymmetry are now taken into account; two thirds of the marine data would not have been contained within their grid.

[37] As a final remark, for both the GEV and the GPD, when the shape parameter is such as $k \leq -0.5$, the variance does not exist and the maximum likelihood estimators are not asymptotically efficient [*Coles*, 2001]. The (τ, τ_3) space proposed here implies that the regional shape parameter of the GEV and the GPD verify $-0.46 \leq k \leq 0.38$ and $-0.33 \leq k \leq 1.21$, respectively.

2.5. Monte Carlo Simulations and Performance Analysis of the Local Indices

[38] Given a regional scenario, the performances in regionalization of the local indices are evaluated with

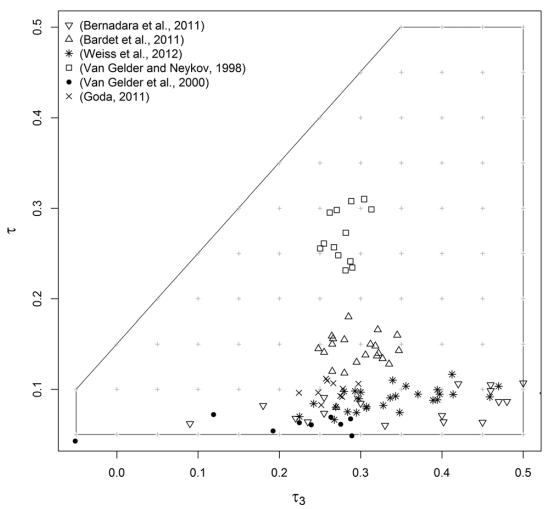

Figure 1. (τ, τ_3) space considered in the regional scenarios. Gray crosses indicate the retained couples. The other symbols represent the observed values from some marine applications (storm surges, water levels, and wave heights).

Monte Carlo simulations. For each regional scenario, the following procedure is repeated $M = 10{,}000$ times, where $m = 1, \ldots, M$ indicates the mth simulation:

[39] (i) Simulation of the local samples. The observations from site i are sampled from the given probability distribution whose location, scale and shape parameters are ξ_i, $\xi_i \times \gamma_i$ and k_i, respectively. If the region is homogeneous then $k_i = k$ and $\gamma_i = \gamma$, which are computed from the pair (τ, τ_3). If the region is heterogeneous, γ_i and k_i are computed according to the adopted definition of regional heterogeneity and (τ, τ_3). In any cases, it has been checked that the results of this study are independent of ξ_i, provided that ξ_i is not close to 0 (leading to possible degenerated results, due to a normalization by an index taking values close to 0). Without loss of generality, ξ_i is thus sampled from a continuous uniform distribution on the interval $[1, 10]$. Therefore, the theoretical local indices (summarizing the specific characteristics of a given site) vary across sites, resulting from the dispersion of $(\xi_i)_{i=1,\ldots,N}$.

[40] (ii) Computation of the local indices. For each site, the local index (see section 2.3 for the possible specifications) is empirically estimated from the corresponding sample.

[41] (iii) Estimation of the local p-order quantiles $\left(x_p^i\right)_{i=1,\ldots,N}$ through the RFA depicted in section 2.1. The order of the quantile of interest, p, is either 0.95, 0.99, or 0.999.

[42] The performances of the empirical local index $\hat{\mu}_i$ for the estimation of μ_i can be measured independently of the site i; the analysis is thus carried out for $i = 1$. The relative RMSE of the index $\hat{\mu}$, defined as the relative RMSE of $\hat{\mu}_1$, is calculated as:

$$\begin{aligned} \mathrm{rRMSE}_{\,\mathrm{index}}\left(\hat{\mu}\right) &= \mathrm{rRMSE}\left(\hat{\mu}_1\right) \\ &= 100\% \sqrt{\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\left(\frac{\hat{\mu}_1{}^{(m)} - \mu_1}{\mu_1}\right)^2}. \end{aligned} \tag{8}$$

[43] This quantity does not depend on N, p, the degree of heterogeneity and inter-site correlation.

[44] The regionalization induced by the local index $\hat{\mu}$ leads to the estimator $\hat{x}_{p,\hat{\mu}}^i$, whose accuracy is evaluated by the local relative bias and the local relative RMSE, defined as:

$$\mathrm{rBIAS}_{\,\mathrm{local}}\left(\hat{\mu}\right) = \frac{100\%}{NM}\sum_{i=1}^{N}\sum_{m=1}^{M}\frac{\hat{x}_{p,\hat{\mu}}^i{}^{(m)} - x_p^i}{x_p^i}, \tag{9}$$

$$\mathrm{rRMSE}_{\,\mathrm{local}}\left(\hat{\mu}\right) = \frac{100\%}{N}\sum_{i=1}^{N}\sqrt{\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\left(\frac{\hat{x}_{p,\hat{\mu}}^i{}^{(m)} - x_p^i}{x_p^i}\right)^2}. \tag{10}$$

[45] The choice of the optimal local index to perform a RFA relies on these two quantities.

3. Results

3.1. A Global Overview of the Performances of the Local Indices

[46] Three situations of asymmetry are set to illustrate the results: low, moderate, and strong asymmetry are defined by assigning to (τ, τ_3) the values (0.1,0.1), (0.25,0.3), and (0.4,0.5) respectively. For a given level of asymmetry, the effects of varying the study parameters on the performances of the local indices are represented through the local relative RMSE (equation (10)) in Figure 2, and through the local relative bias (equation (9)) in Figure 3. The baseline scenario used for comparison is characterized by a homogeneous region with no inter-site correlation, for a GEV distribution, $N = 10$, $n = 30$, and the order of the analyzed quantile is $p = 0.99$.

[47] Independently of the choice of the local index, some general results deserve to be mentioned. It can be seen that for the baseline scenario, the bias is almost always negative (Figure 3). This is in agreement with *Sveinsson et al.* [2001], as they showed that the regionalization procedure from *Hosking and Wallis* [1997] tends to underestimate high quantiles. Besides, the performances in terms of local relative RMSE degrade when the level of asymmetry increases (Figure 2) or p increases (Figure 2g), when n decreases (Figure 2e) or N (Figure 2f) decreases, or when heterogeneity (Figure 2a) or inter-site correlation (Figure 2b) is introduced (or when both are present, Figure 2c). However, the effect of correlation on the accuracy seems more important than heterogeneity. It is interesting to note that when heterogeneity or inter-site correlation is present with at least moderate asymmetry, the absolute bias can be reduced (Figures 3a, 3b, and 3c). Conversely, *Hosking and Wallis* [1988] concluded that the accuracy is more impacted by heterogeneity than correlation, and that inter-site correlation do not introduce any bias. These studies are not based on the same inter-site correlation model, but this point definitely deserves more investigation. Furthermore, switching the distribution from GEV to GPD when strong asymmetry is present improves the accuracy of the regionalization (Figures 2d and 3d). This may be explained by the fact that, for τ_3 fixed, the GPD shape parameter is higher than the GEV one, indicating that GEV samples are slightly more skewed.

[48] The parameters N, n, and the order p of the quantile are not essential to select the best local index, as their variations do not bring any new information on the behavior of the performances of the local indices (Figures 3e, 2f, 3f, 2g, and 3g). From this point, these parameters are set to $N = 10$, $n = 30$, and $p = 0.99$ to describe the results.

[49] Conversely, the degree of asymmetry, heterogeneity, inter-site correlation and the parent distribution should be considered when specifying the local index. For example, when varying the parameters "heterogeneity" or "distribution", a change in the hierarchy of the indices is observed (in terms of local relative RMSE, Figures 2a and 2d). Moreover, the dispersion of the performances of the indices increases with asymmetry (Figure 2) or heterogeneity (Figure 2a), suggesting situations where a bad specification of the local index could imply an important degradation of performances. Conversely, when a region is homogeneous with correlated sites, the choice of the local index is likely not crucial (Figure 2b).

[50] The empirical mean implies a low accuracy in a region with strong asymmetry and uncorrelated sites, whatever the degree of heterogeneity (Figures 2a and 3a). Yet, for heterogeneous regions with inter-site correlation (Figures 2c and 3c), this index performs better than the others,

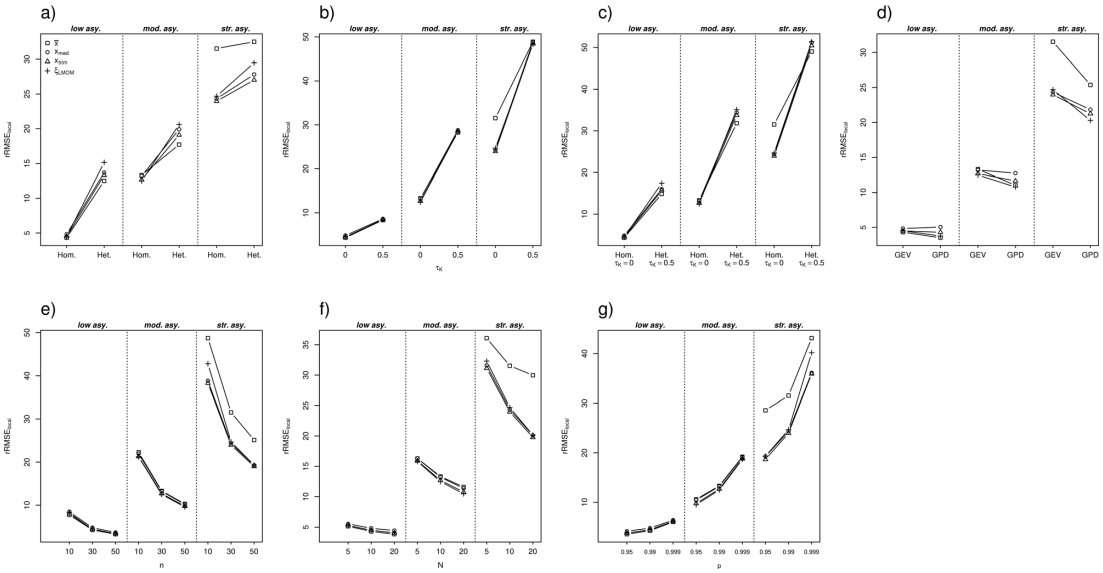

Figure 2. Impact of the study parameters on the local relative RMSE for different levels of asymmetry. (a) Effect of heterogeneity. (b) Effect of correlation. (c) Effect of heterogeneity and correlation. (d) Effect of distribution. (e) Effect of n. (f) Effect of N. (g) Effect of p.

whatever the level of asymmetry; see e.g., the differences between the $\mathrm{rRMSE}_{\mathrm{local}}(x_{\mathrm{med}})$ and $\mathrm{rRMSE}_{\mathrm{local}}(\bar{x})$ values in Figure 4.

3.2. Determination of the Optimal Local Indices

[51] Figures 5 and 6 show the indices minimizing the local relative RMSE and the local relative bias when the distribution of the considered regional scenario is the GEV (GPD). Inner figures represent the optimal indices for a specific scenario characterized by the degree of homogeneity and inter-site correlation in the region. These figures can be used as guidelines to select the right local index to perform a RFA.

[52] For homogeneous regions with no inter-site correlation, in case of low asymmetry, $\bar{x}$ provides the best

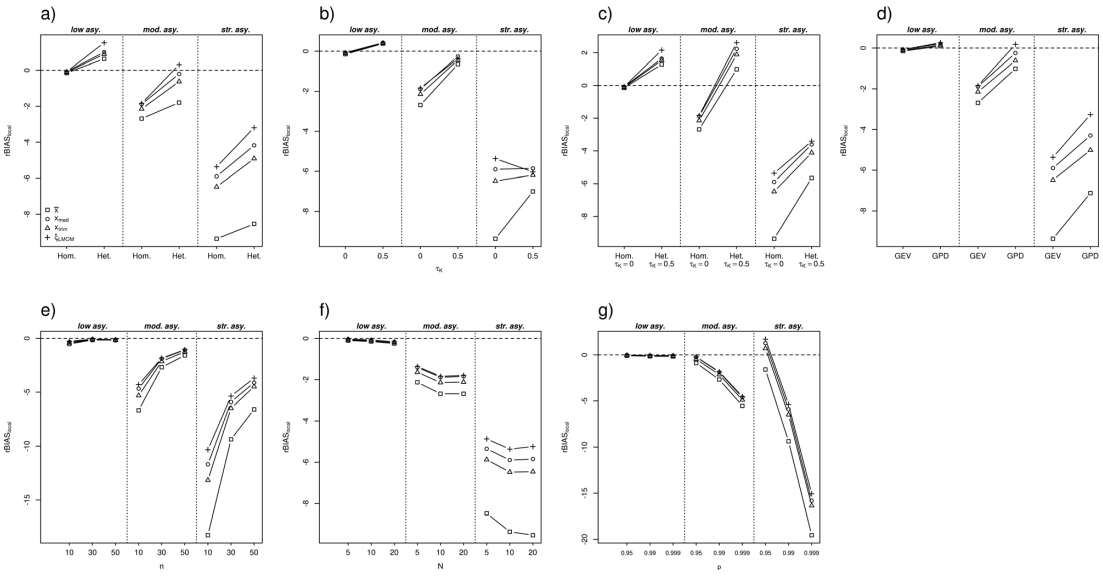

Figure 3. Impact of the study parameters on the local relative bias for different levels of asymmetry. (a) Effect of heterogeneity. (b) Effect of correlation. (c) Effect of heterogeneity and correlation. (d) Effect of distribution. (e) Effect of n. (f) Effect of N. (g) Effect of p.

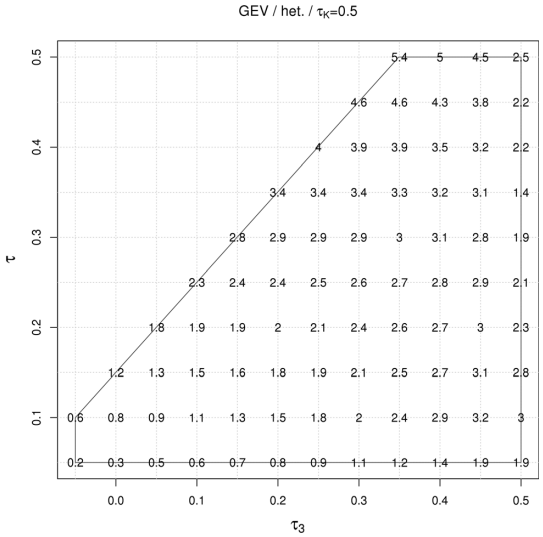

Figure 4. Differences between the local relative RMSE induced by the indices x_{med} and $\overline{x}$ in function of (τ, τ_3), for a heterogeneous region with correlated sites sampled from a GEV distribution.

performances, as expected (Figures 5a, 5b, 6a, and 6b). When the asymmetry is at least moderate, another local index should be preferred: ξ_{LMOM} (moderate asymmetry) or x_{trim} (very high asymmetry). Note that the use of the median never implies an optimal choice, in terms of local relative RMSE. In the presence of asymmetry, even though performances are improved when using the median rather than the mean, other indices should be chosen. These results indicate there may be a better option than the traditional choice mean/median for the local index, where more relevant indices are proposed, depending on the observed situation.

[53] For nonideal situations, the results give evidence that $\overline{x}$ is the best index (in terms of local relatives RMSE and bias) in most cases, in particular in the following situations:

[54] (i) When inter-site correlation is introduced in a homogeneous region (except for few cases of high asymmetry, Figures 5c and 6c).

[55] (ii) When a slight heterogeneity is introduced in a region with uncorrelated sites (except for few cases of high asymmetry, Figures 5e and 6e).

[56] (iii) When a slight heterogeneity is introduced in a region with correlated sites, $\overline{x}$ always provides the best performances in terms of local relative RMSE, whatever the level of asymmetry (Figures 5g and 5g).

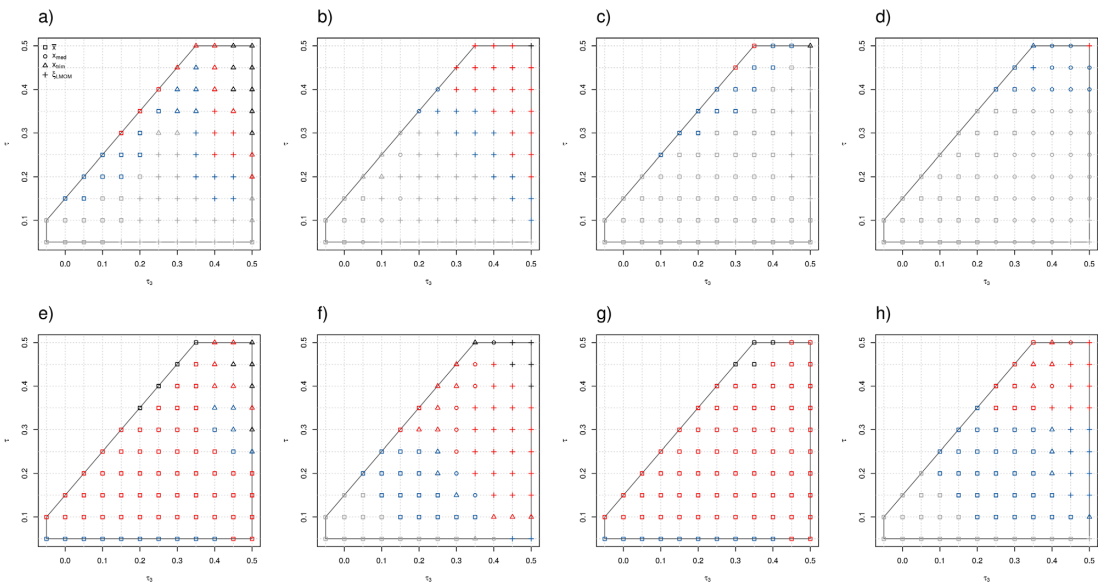

Figure 5. Optimal local indices minimizing the local relatives RMSE and bias in function of (τ, τ_3), for different degrees of regional heterogeneity and inter-site correlation (GEV distribution). Gray, blue, red and black symbols indicate cases where the range between the maximum and the minimum local relatives RMSE/bias of the four indices is less than 1%, between 1% and 2%, between 2% and 5% and more than 5%, respectively. (a) $\text{rRMSE}_{\text{local}}$: GEV/hom./$\tau_K$=0. (b) $\text{rBIAS}_{\text{local}}$: GEV/hom./$\tau_K$=0. (c) $\text{rRMSE}_{\text{local}}$: GEV/hom./$\tau_K$=0.5. (d) $\text{rBIAS}_{\text{local}}$: GEV/hom./$\tau_K$=0.5. (e) $\text{rRMSE}_{\text{local}}$: GEV/het./$\tau_K$=0. (f) $\text{rBIAS}_{\text{local}}$: GEV/het./$\tau_K$=0. (g) $\text{rRMSE}_{\text{local}}$: GEV/het./$\tau_K$=0.5. (h) $\text{rBIAS}_{\text{local}}$: GEV/het./$\tau_K$=0.5.

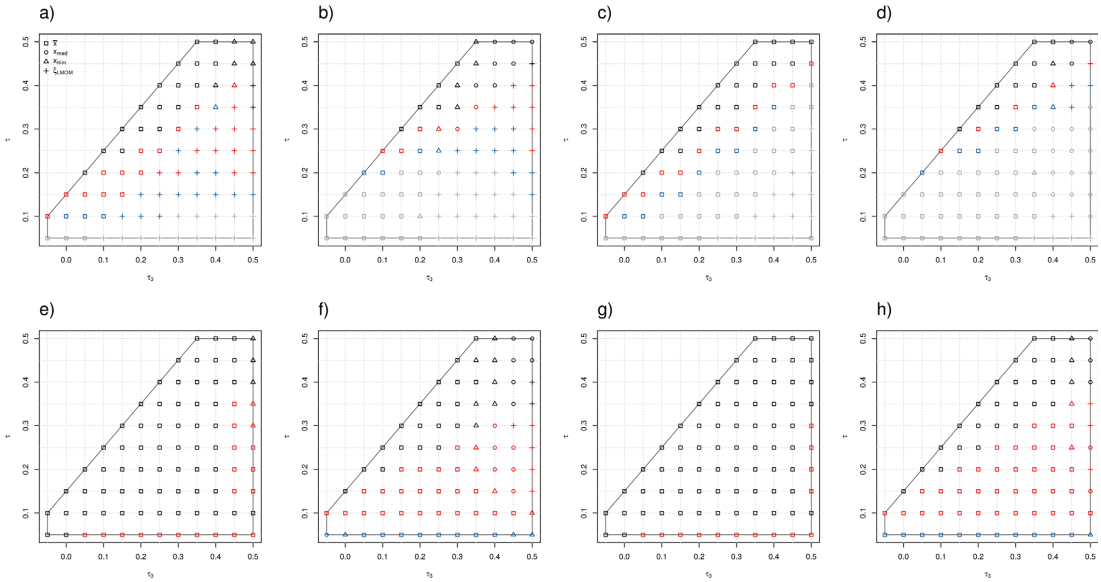

Figure 6. Optimal local indices minimizing the local relatives RMSE and bias in function of (τ, τ_3), for different degrees of regional heterogeneity and inter-site correlation (GPD distribution). Gray, blue, red, and black symbols indicate cases where the range between the maximum and the minimum local relatives RMSE/bias of the four indices is less than 1%, between 1% and 2%, between 2% and 5% and more than 5%, respectively. (a) $\text{rRMSE}_{\text{local}}$: GPD/hom./$\tau_K$=0. (b) $\text{rBIAS}_{\text{local}}$: GPD/hom./$\tau_K$=0. (c) $\text{rRMSE}_{\text{local}}$: GPD/hom./$\tau_K$=0.5. (d) $\text{rBIAS}_{\text{local}}$: GPD/hom./$\tau_K$=0.5. (e) $\text{rRMSE}_{\text{local}}$: GPD/het./$\tau_K$=0. (f) $\text{rBIAS}_{\text{local}}$: GPD/het./$\tau_K$=0. (g) $\text{rRMSE}_{\text{local}}$: GPD/het./$\tau_K$=0.5. (h) $\text{rBIAS}_{\text{local}}$: GPD/het./$\tau_K$=0.5.

[57] Thus, when deviating from the ideal case of regional homogeneity and uncorrelated sites, $\bar{x}$ seems to yield the most accurate estimates of quantiles. Future development could be focused on a mathematical justification of this result.

[58] In Figures 5 and 6, the importance of the specification of the local index is reflected by colors. Gray, blue, red, and black symbols indicate cases where the range between the maximum and the minimum local relatives RMSE/bias of the four indices is less than 1%, between 1% and 2%, between 2% and 5% and more than 5%, respectively. Thus, gray symbols indicate situations where local indices perform similarly, putting into perspective the notion of the best local index. Blue symbols point out cases where it might be advantageous to specify the correct local index; red and black symbols represent situations where a correct choice of the local index is very likely to improve the estimation of quantiles. Generally, the performances between the local indices are more dispersed when the level of asymmetry increases. The correct specification of the local index is particularly important in the following situations:

[59] (i) Moderate to strong asymmetry in homogeneous regions with no inter-site correlation.

[60] (ii) When a slight heterogeneity is suspected in the region, independently of the degree of asymmetry and inter-site correlation.

[61] Note that these are global results which apply whatever the considered distribution. However, slight differences exist between the GEV and the GPD distribution, especially for the spread of the performances of the indices, generally higher in the GPD case. This means in particular that for weak asymmetry, the selection of the local index is more likely to be crucial in the GPD case.

3.3. Error Accumulation in RFA

[62] This section provides an insight on the decomposition of the overall error due to the RFA induced by the local index $\hat{\mu}$. First, the estimation of the theoretical local index by its empirical counterpart induces the error in equation (8). Second, the regionalization and the renormalization steps, see (3), generate another error, summarized by (10). The comparison of these two errors reflects the relative accumulation of the error in regionalization induced by the local index $\hat{\mu}$.

[63] Given that the considered distribution, the degree of regional homogeneity and inter-site correlation, for each of the three levels of asymmetry defined in the beginning of section 3.1, the errors (8) and (10) are plotted in Figure 7 for each local index.

[64] For a homogeneous region with low to moderate asymmetry (Figures 7a, 7c, 7e, and 7g), the hierarchies of the indices do not change when considering both $\text{rRMSE}_{\text{index}}(\hat{\mu})$ and $\text{rRMSE}_{\text{local}}(\hat{\mu})$. Thus, the accuracy of the estimated quantiles is mainly determined by the accuracy of the local indices.

[65] However, these hierarchies change when there is either strong asymmetry or a slight heterogeneity in the region (Figures 7b, 7d, 7f, and 7h). For example, in the GPD case with strong asymmetry, ξ_{LMOM} minimizes $\text{rRMSE}_{\text{index}}(\hat{\mu})$,

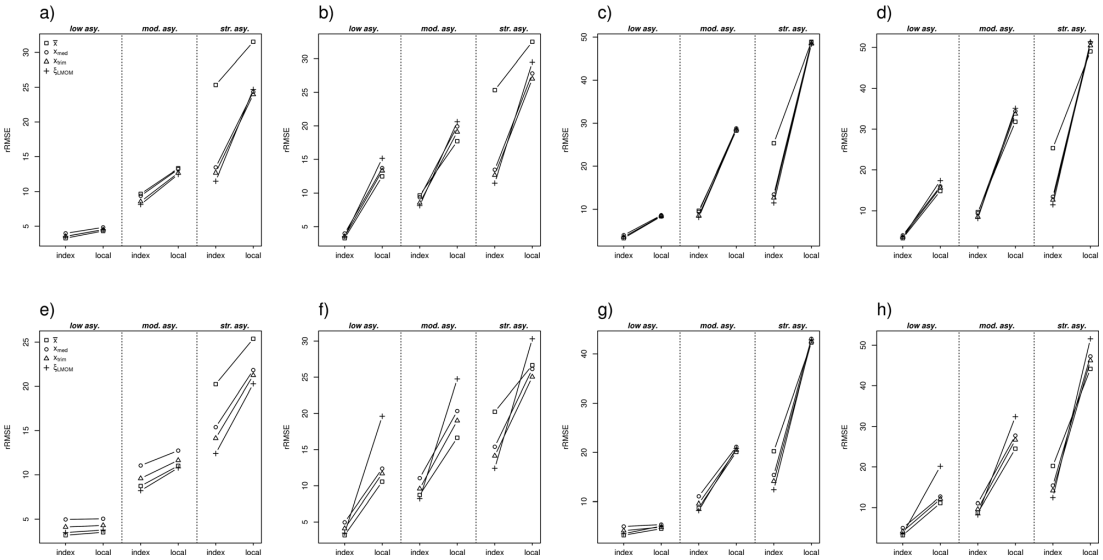

Figure 7. Accumulation of the errors during the RFA procedure (equations (8) and (10)), for different situations of asymmetry, regional heterogeneity, inter-site correlation and distribution. (a) GEV/hom./ τ_K=0. (b) GEV/het./τ_K=0. (c) GEV/hom./τ_K=0.5. (d) GEV/het./τ_K=0.5. (e) GPD/hom./τ_K=0. (f) GPD/het./τ_K=0. (g) GPD/hom./τ_K=0.5. (h) GPD/het./τ_K=0.5.

but in a regional framework with a slight heterogeneity and uncorrelated sites (Figure 7f), this index has the worst $\mathrm{rRMSE}_{\mathrm{local}}(\hat{\mu})$ among the four indices. Thus, in these cases, only evaluating the accuracy of the local indices is not sufficient for discriminating between these indices before performing a RFA. Further research is needed to analyze these kinds of interactions occurring during the regionalization process.

[66] Besides, in every case $\overline{x}$ displays the weakest error increase among the other indices, even for strong asymmetry in a homogeneous region with uncorrelated sites (Figure 7a). In comparison with the other indices, the error made by $\overline{x}$ seems to be limited when performing a RFA.

4. Case Study

[67] The estimation of extreme skew storm surges along the coasts of the United Kingdom through RFA is performed in this case study, where the best local index is selected from the guidelines provided in section 3.2. For 16 U.K. ports located along the southern (from St. Mary's to Dover) and western coasts (from Barmouth to Ilfracombe), see Figure 8, temporal series of sea level observations were collected, supplied by BODC (British Oceanographic Data Centre). The data are sampled hourly before 1992, and every 15 min since 1993. Ranging from 1915 (Newlyn) to 2011, they display missing values and have a mean effective duration of 28 years.

[68] The variable of interest is the skew surge. It is defined as the (algebraic) difference between the maximum observed sea level around the time of theoretical (predicted) high tide and the predicted high-tide level. A value of skew surge is then calculated at every predicted high tide time (i.e., approximately every 12.4 h along these coasts where the dominant component of the tide is semi-diurnal). Note that, where sea levels are sampled hourly (before 1992), the maximum observed sea levels are found by a polynomial adjustment of the hourly data, while where data are sampled every 15 min (since 1993), the data are taken as the maximum observation in the interval of time $[t_{\mathrm{HT}} - 2\mathrm{h}\ ;\ t_{\mathrm{HT}} + 2\mathrm{h}]$, where t_{HT} is the time of the theoretical high tide. The skew surges are then determined by subtracting the high-tide predictions from the high-tide observations, if and only if high-tide observations belong to the interval $[t_{\mathrm{HT}} - 2\mathrm{h};\ t_{\mathrm{HT}} + 2\mathrm{h}]$. For a more detailed introduction on

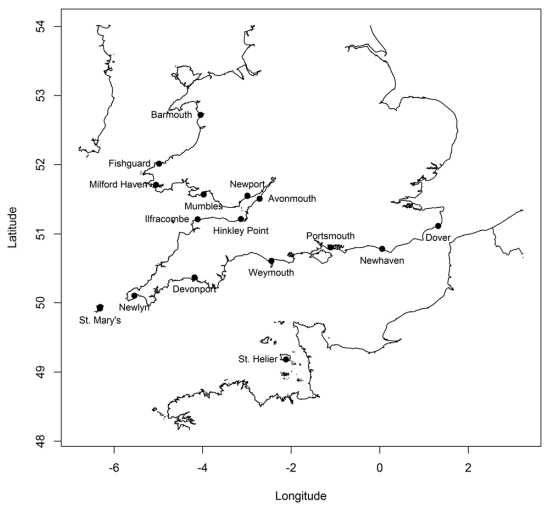

Figure 8. Location of the 16 sites.

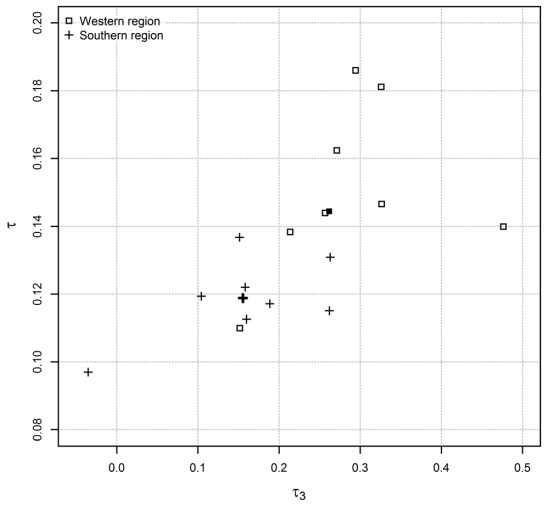

Figure 9. (τ, τ_3) values for the 16 sites, assigned by regions—bold items indicate regional averages.

skew surges, see *Bardet et al.* [2011]; *Bernardara et al.* [2011]; *Simon* [2007]; and *Weiss et al.* [2012a].

[69] Local series of annual maxima of skew surges are then extracted. The year is redefined as the 12 month period beginning on 1 July of each year and ending on 30 June of the following year, in order to get independent samples. The annual maximum value is kept if and only if the winter season (October to March) contains less than 25% of missing values, as higher surges are expected to occur during this season.

[70] In Figure 9, the local and regional estimates of the (τ, τ_3) couples are reported, indicating that splitting the sites according to their coastal orientation yields two statistically different regions. In particular, western sites are more asymmetric than the southern ones, with regional values $(\tau, \tau_3)_{\text{South}} = (0.12, 0.16)$ and $(\tau, \tau_3)_{\text{West}} = (0.15, 0.26)$. The computation of the discordancy and homogeneity criteria described in *Hosking and Wallis* [1993] leads to $H^{\text{South}} = -1.50$ and $H^{\text{West}} = 0.35$; as $H < 1$, these regions can be assumed homogeneous. In regard to the inter-site dependence, western sites are far more correlated than the southern ones, with ${\tau_K}^{\text{West}} = 0.40$ and ${\tau_K}^{\text{South}} = 0.17$. The southern region can then be viewed as homogeneous with uncorrelated sites; the western region is assumed homogeneous with correlated sites.

[71] In order to perform a RFA for the estimation of extreme storm surges, the best local index to use must be specified first. Figure 5 provides the necessary guidelines: for the southern sites (homogeneous without inter-site correlation, see Figures 5a and 5b), the GEV location parameter estimated with L-moments, ξ_{LMOM}, should be used as a good compromise for yielding both a low absolute bias and a low RMSE on the final results; for the western sites (homogeneous with inter-site correlation, see Figures 5c and 5d), the empirical mean $\overline{x}$ is the most appropriate local index. Although the western region displays a rather high asymmetry, the use of the mean is advised here due to the presence of inter-site correlation. The RFA described in section 2.1 is then performed with $\hat{\mu}^{\text{South}} = \xi_{\text{LMOM}}$ and $\hat{\mu}^{\text{West}} = \overline{x}$. The estimated regional GEV distributions are plotted in Figure 10; the western distribution is indeed more skewed and leads to higher regional return levels.

[72] Moreover, the return level plots based respectively on the optimal local index and on another choice of local index are given for the sites of St. Mary's (South) and Newport (West) in Figure 11. Although the choice of the local index is *theoretically* not crucial for a homogeneous region with correlated sites, this figure illustrates the potential consequences of a misspecification of the local index. Indeed, the return level curves induced by the use of the optimal local index fit better the observations in the upper tail of the empirical distribution than if $\hat{\mu}^{\text{South}} = x_{\text{med}}$ and $\hat{\mu}^{\text{West}} = \xi_{\text{LMOM}}$ are for example chosen (the same is true for the remaining local indices). This visual impression of a better fit strengthens the importance of the specification of the local index.

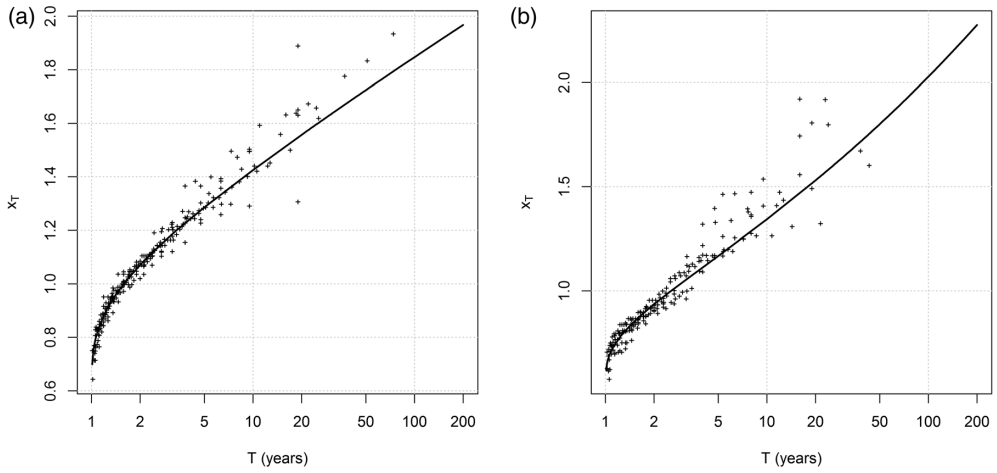

Figure 10. Regional return level plots for the (a) Southern and (b) Western regions (crosses represent normalized observations from each site in the region), respectively obtained by the use of ξ_{LMOM} and $\overline{x}$as local indices for the RFA.

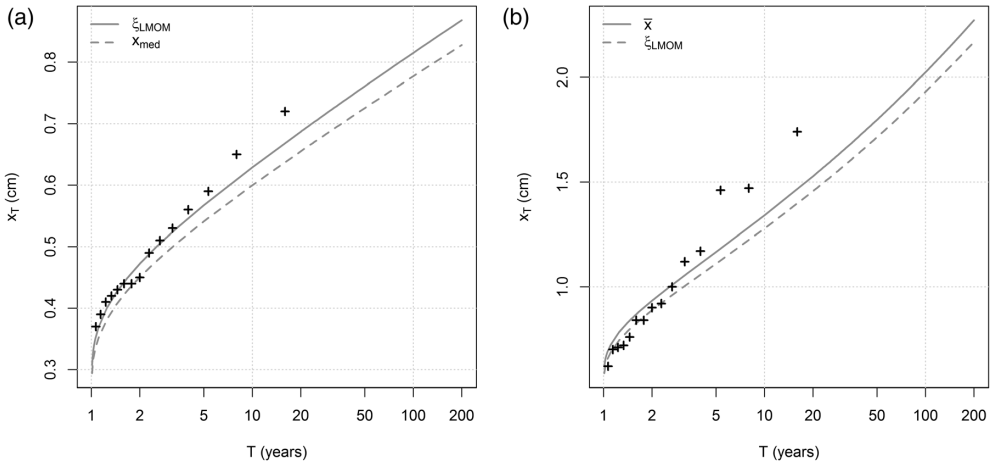

Figure 11. Impact of a change of the local index on the return levels obtained after RFA, for the sites of (a) St. Mary's (South) and (b) Newport (West). The solid line and the dashed line represent the return levels based respectively on the optimal local index and on another choice of local index (crosses are the local annual maxima observed).

5. Conclusions

[73] The performance of the local quantile estimator in a RFA depends on the specification of the local index. In this paper, four regionalization models are proposed: in each model, the local index has a different specification (the mean, the median, an estimate of the GEV/GPD location parameter, and the trimean). Their performances are assessed through Monte Carlo simulations of different regional scenarios. The possible presence of inter-site correlation and a slight regional heterogeneity are taken into account to reproduce real situations.

[74] It is highlighted that the specification of the local index is important for the accuracy of the estimated quantiles when the level of asymmetry increases in the ideal case (homogeneous regions with no inter-site correlation), or when a slight heterogeneity is suspected in the region. It is shown that for a homogeneous region with correlated sites, the choice of the local index is likely not crucial.

[75] For homogeneous regions with no inter-site correlation, the mean should be used when the asymmetry is low; otherwise a more robust index is recommended. In that case, the estimate of the GEV/GPD location parameter and the trimean are both better choices than the median. However, in presence of a slight regional heterogeneity or inter-site correlation, the mean often yields the most accurate estimates of quantiles, whatever the level of asymmetry. Thus, using the empirical mean as the local index seems a robust choice to face departures from assumptions of perfect regional homogeneity and uncorrelated sites.

[76] The error accumulation observed during the RFA led us to conclude that the accuracy of the estimated quantiles is mainly affected by the accuracy of the local indices, except when a strong asymmetry or a slight heterogeneity is present in the region. In the latter cases, the optimal specification of the local index is not trivial, and some interactions taking place during the regionalization process could explain the observed performances of the mean.

[77] Guidelines summarizing these results are provided for the selection of the best local index to use, according to several regional scenarios which are relevant for different environmental applications.

[78] As a practical application of the suggested guidelines, a case study for the estimation through RFA of extreme skew storm surges along the coasts of the United Kingdom is provided. The skew storm surge signal is shown to be quite homogeneous in this area. Two homogeneous subregions are formed, each corresponding to a specific optimal local index, and the regional quantile curve is derived. The effects of a wrong choice of the index on the estimated return levels are also illustrated.

[79] Future works could generalize the obtained results, e.g., deeper investigations on the influence of inter-site correlation and heterogeneity on the performances induced by the use of a specific local index, together with the introduction of a larger list of local indices to be tested.

[80] **Acknowledgments.** The permission to publish the results of this ongoing research study was granted by the EDF (Electricité De France). The results in this paper should, of course, be considered as R&D exercises without any significance or embedded commitments upon the real behavior of the EDF power facilities or its regulatory control and licensing. The authors would like to acknowledge the BODC (British Oceanographic Data Centre) for providing the data used in this study. This paper has also benefited from fruitful discussions with Michel Benoit (Saint-Venant Laboratory for Hydraulics & EDF R&D) and Marc Andreewsky (EDF R&D). Finally, we warmly thank the three reviewers who greatly improved this paper by their constructive comments and suggestions.

References

Bardet, L., C.-M. Duluc, V. Rebour, and J. L'Her (2011), Regional frequency analysis of extreme storm surges along the French coast, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, *11*(6), 1627–1639.

Bayazit, M., and B. Önöz (2004), Sampling variances of regional flood quantiles affected by intersite correlation, *J. Hydrol.*, *291*(1–2), 42–51.

Bernardara, P., M. Andreewsky, and M. Benoit (2011), Application of the regional frequency analysis to the estimation of extreme storm surges, *J. Geophys. Res.*, *116*, C02008, doi:10.1029/2010JC006229.

Bocchiola, D., C. De Michele, and R. Rosso (2004), L'applicazione della legge generalizzata del valore estremo GEV all'analisi regionale delle piene in Italia, *L'Acqua*, *1*, 35–52.

Bohrnstedt, G. W., and A. S. Goldberger (1969), On the exact covariance of products of random variables, *J. Am. Stat. Assoc.*, *64*(328), 1439–1442.

Borga, M., C. Vezzani, and G. Dalla Fontana (2005), Regional rainfall depth-duration-frequency equations for an alpine region, *Nat. Hazards*, *36*, 221–235.

Borujeni, S. C., and W. N. Sulaiman (2009), Development of L-moment based models for extreme flood events, *Malaysian J. Math. Sci.*, *3*(2), 281–296.

Castellarin, A., S. Kohnová, L. Gaál, A. Fleig, J. L. Salinas, A. Toumazis, T. R. Kjeldsen, and N. Macdonald (2012), Review of applied statistical methods for flood frequency analysis in Europe, COST action ES0901: European procedures for flood frequency estimation (FloodFreq), (WG2): Assessment of statistical methods for flood frequency estimation, Wallingford, U.K.

Chebana, F., and T. B. M. J. Ouarda (2009), Index flood–based multivariate regional frequency analysis, *Water Resour. Res.*, *45*, W10435, doi:10.1029/2008WR007490.

Coles, S. (2001), *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*, Springer, London.

Cunnane, C. (1988), Methods and merits of regional flood frequency analysis, *J. Hydrol.*, *100*(1–3), 269–290.

Darlymple, T. (1960), Flood frequency analysis, *U.S. Geol. Surv. Water Supply Pap*. 1543-A.

Dawson, C. W., R. J. Abrahart, A. Y. Shamseldin and R. L. Wilby (2006), Flood estimation at ungauged sites using artificial neural networks, *J. Hydrol.*, *319*(1–4), 391–409.

De Michele, C., and R. Rosso (2001), Uncertainty assessment of regionalized flood frequency estimates, *J. Hydrol. Eng.*, *6*, 453–459.

Escalante-Sandoval, C. (2008), Bivariate distribution with two component extreme value marginals to model extreme wind speed, *Atmosfera*, *21*(4), 373–387.

Farquharson, F. A. K., C. S. Green, J. R. Meigh, and J. V. Sutcliffe (1987), Comparison of flood frequency curves for many different regions of the world, *Regional Flood Frequency Analysis*, edited by V. P Singh, pp. 223–256, D. Reidel Publishing Co., Dordrecht, Holland.

Goda, Y. (2011), Plotting-position estimator for the L-moment method and quantile confidence interval for the GEV, GPA, and Weibull distributions applied for extreme wave analysis, *Coastal Eng.*, *53*, 2, 111–149.

Goda, Y., M. Kudaka, and H. Kawai (2010), Incorporation of Weibull distribution in L-moments method for regional frequency analysis of peak over threshold wave heights, paper presented at 32th International Conference on Coastal Engineering (ICCE 2010), American Society of Civil Engineers (ASCE), Shangai.

Goel, N. K., D. H. Burn, M. D. Pandey, and Y. An (2004), Wind quantile estimation using a pooled frequency analysis approach, *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.*, *92*(6), 509–528.

Hanel, M., and A. Buishand (2008), Preliminary Evaluation of Precipitation Extremes in RCM Data for the Rhine Basin, Royal Netherlands Meteorological Institute (KNMI), Holland.

Hosking, J. R. M. (2012), Towards statistical modeling of tsunami occurrence with regional frequency analysis, *J. Math Ind.*, *4*(2012A-6), 41–48.

Hosking, J. R. M., and J. R. Wallis (1988), The effect of intersite dependence on regional flood frequency analysis, *Water Resour. Res.*, *24*(4), 588–600.

Hosking, J. R. M., and J. R. Wallis (1993), Some statistics useful in regional frequency analysis, *Water Resour. Res.*, *29*(2), 271–281.

Hosking, J. R. M., and J. R. Wallis (1997), *Regional Frequency Analysis. An Approach Based on L-moments*, Cambridge Univ. Press, Cambridge.

Huber, P. J. (1981), *Robust Statistics*, Wiley, New York.

Javelle, P., T. B. M. J. Ouarda, M. Lang, B. Bobee, G. Galea, and J.-M. Gresillon (2002), Development of regional flood-duration-frequency curves based on the index-flood method, *J. Hydrol.*, *258*(1–4), 249–259.

Kjeldsen, T. R., and D. Jones (2007), Estimation of an index flood using data transfer in the UK, *Hydrol. Sci. J.*, *52*(1), 86–98.

Kjeldsen, T. R., and D. Rosbjerg (2002), Comparison of regional index flood estimation procedures based on the extreme value type I distribution, Stochastic Environ. *Res. Risk Assess.*, *16*(5), 358–373.

Kjeldsen, T. R., J. C. Smithers, and R. E. Schulze (2002), Regional flood frequency analysis in the KwaZulu-Natal province, South Africa, using the index flood method, *J. Hydrol.*, *255*(1–4), 194–211.

Lettenmaier, D. P., and K. W. Potter (1985), Testing flood frequency estimation methods using a regional flood generation model, *Water Resour. Res.*, *21*(12), 1903–1914.

Lu, L.-H., and J. R. Stedinger (1992), Sampling variance of normalized GEV/PWM quantile estimators and a regional homogeneity test, *J. Hydrol.*, *138*(1–2), 223–245.

Madsen, H., and D. Rosbjerg (1997), The partial duration series method in regional index-flood modeling, *Water Resour. Res.*, *33*(4), 737–746.

Merz, B., and G. Bloschl (2003), A process typology of regional floods, *Water Resour. Res.*, *39*(12), 1340, doi:10.1029/2002WR001952.

NERC (1975), Flood Studies Report, 1–5, Nat. Environ. Res. Council, London.

Norbiato, D., M. Borga, M. Sangati and F. Zanon (2007), Regional frequency analysis of extreme precipitation in the eastern Italian Alps and the August 29, 2003 flash flood, *J. Hydrol.*, *345*, 149–166.

Northrop, P. J. (2004), Likelihood-based approaches to flood frequency estimation, *J. Hydrol.*, *292*(1–4), 96–113.

Pickands, J. (1975), Statistical inference using extreme order statistics, *Ann. Stat.*, *3*(1), 119–131.

Reis, D. S., and J. R. Stedinger (2005), Bayesian MCMC flood frequency analysis with historical information, *J. Hydrol.*, *313*(1–2), 97–116.

Robson, A., and D. Reed (1999), *Flood Estimation Handbook (FEH)*, Inst. of Hydrol., Wallingford.

Salvadori, G., C. De Michele, N. T. Kottegoda, and R. Rosso (2007), *Extremes in Nature, An Approach Using Copulas*, Springer, Dordrecth.

Schaefer, M. G. (1990), Regional analysis of precipitation annual maxima in Washington State, *Water Resour. Res.*, *26*(1), 119–131.

Simon, B. (2007), *La marée océanique côtière*, 433 pp., Institut Océanographique, Paris.

Smith, J. A. (1989), Regional flood frequency analysis using extreme order statistics of the annual peak record, *Water Resour. Res.*, *25*(2), 311–317.

Sotillo, M. G., R. Aznar, and F. Valero (2006), Mediterranean offshore extreme wind analysis from the 44-year HIPOCAS database: Different approaches towards the estimation of return periods and levels of extreme values, *Adv. Geosci.*, *7*, 275–278.

Stedinger, J. R. (1983), Estimating a regional flood frequency distribution, *Water Resour. Res.*, *19*(2), 503–510.

Stedinger, J. R., and L.-H. Lu (1995), Appraisal of regional and index flood quantile estimators, *Stochastic Hydrol. Hydraul.*, *9*(1), 49–75.

Sveinsson, O. G. B., D. C. Boes, and J. D. Salas (2001), Population index flood method for regional frequency analysis, *Water Resour. Res.*, *37*(11), 2733–2748.

Sveinsson, O. G. B., J. D. Salas, and D. C. Boes (2002), Regional frequency analysis of extreme precipitation in Northeastern Colorado and Fort Collins Flood of 1997, *J. Hydrol. Eng.*, *7*(1), 49–63.

Van den Brink, H. W. (2005), Extreme winds and sea-surges in climate models, PhD thesis, 122 p., Utrecht University, Utrecht.

Van Gelder, P. H. A. J. M., and N. M. Neykov (1998), Regional frequency analysis of extreme water level along the Dutch coast using L-moments: A preliminary study, paper presented at International Scientific Conference on Stochastic Models of Hydrological Processes and their Application to Problems of Environmental Preservation, NATO Advanced Research Workshop, Moscow, Russia.

Van Gelder, P. H. A. J. M., J. De Ronde, N. M. Neykov, and P. Neytchev (2000), Regional frequency analysis of extreme wave heights: Trading space for time, paper presented at 27th International Conference on Coastal Engineering (ICCE 2000), American Society of Civil Engineers (ASCE), Sydney.

Van Gelder, P. H. A. J. M., and C. V. Mai (2008), Distribution functions of extreme sea waves and river discharges, *J. Hydraul. Res.*, *46*(Extra Issue 2), 280–291.

Viglione, A., F. Laio, and P. Claps (2007), A comparison of homogeneity tests for regional frequency analysis, *Water Resour. Res.*, *43*, W03428, doi:10.1029/2006WR005095.

Vogel, R. M., and I. Wilson (1996), Probability distribution of annual maximum, mean, and minimum streamflows in the United States, *J. Hydrol. Eng.*, *1*(2), 69–76.

Wan Jaafar, W. Z., J. Liu, and D. Han (2011), Input variable selection for median flood regionalization, *Water Resour. Res.*, *47*, W07503, doi:10.1029/2011WR010436.

Weisberg, H. F. (1992), *Central Tendency and Variability*, Sage, Thousand Oaks, Calif.

Weiss, J., P. Bernardara, M. Andreewsky, and M. Benoit (2012a), Seasonal autoregressive modeling of a skew storm surge series, *Ocean Model.*, *47*, 41–54.

Weiss, J., P. Bernardara, and M. Benoit (2012b), Assessment of the regional frequency analysis to the estimation of extreme storm surges, paper presented at 33rd International Conference on Coastal Engineering (ICCE 2012), American Society of Civil Engineers (ASCE), Santander.

Yu, P. S., T. C. Yang, and C. S. Lin (2004), Regional rainfall intensity formulas based on scaling property of rainfall, *J. Hydrol.*, *295*(1-4), 108–123.

Annexe F

Publications et conférences

Ces travaux de thèse ont fait l'objet de publications et de participations à des conférences et séminaires.

6.1 Publications

6.1.1 Publications dans des revues internationales à comité de lecture

- Weiss J., P. Bernardara, and M. Benoit (2014). Modelling intersite dependence for regional frequency analysis of extreme marine events, *Water Resources Research*, 50, doi:10.1002/2014WR015391.

- Weiss J., P. Bernardara, and M. Benoit (2014). Formation of homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme significant wave heights, *Journal of Geophysical Research Oceans*, 119, 2906-2922, doi:10.1002/2013JC009668.

- Weiss J. and P. Bernardara (2013). Comparison of local indices for regional frequency analysis with an application to extreme skew surges, *Water Resources Research*, 49, 1-12, doi:10.1002/wrcr.20225.

- Weiss J., P. Bernardara, M. Andreewsky and M. Benoit (2012). Seasonal autoregressive modeling of a skew storm surge series, *Ocean Modelling*, 47, 41-54, doi:10.1016/j.ocemod.2012.01.005.

6.1.2 Actes de conférences

- Weiss J., P. Bernardara et M. Benoit (2014). Analyse régionale des surcotes extrêmes de pleine mer et caractérisation de la dépendance spatiale. *Actes des XIIIèmes Journées Nationales Génie Cotier - Génie Civil*, 2-4 juillet 2014, Dunkerque.

- Weiss J., P. Bernardara and M. Benoit (2013). A method to identify and form homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme skew storm surges. *Proceedings of the International Short Conference on Extreme Value Analysis and Application to Natural Hazards (EVAN'13)*, 18-20 September 2013, Siegen (Germany).

- Weiss J., P. Bernardara, M. Andreewsky, M. Benoit and X. Kergadallan (2012). Assessement of the regional frequency analysis to the estimation of extreme storm surges. *Proceedings of the 33rd International Conference on Coastal Engineering (ICCE'2012)*, 2-6 July 2012, Santander (Spain).

- Bernardara, P., F. Mazas, J. Weiss, M. Andreewsky, X. Kergadallan, M. Benoit and L. Hamm (2012). On the two step threshold selection for over-threshold modelling. *Proceedings of the 33rd International Conference on Coastal Engineering (ICCE'2012)*, 2-6 July 2012, Santander (Spain).

- Kergadallan X., M. Andreewsky, P. Bernardara, J. Weiss, M. Benoit, L. Hamm et F. Mazas (2013). Mise en évidence de l'influence de l'incertitude du choix du modèle statistique sur l'estimation des valeurs extrêmes dans le cas d'une méthode d'analyse uni-variée. *Actes du congrès SHF : "événements extrêmes d'inondation"*, 13-14 novembre 2013, Lyon.

6.2 Participations à des conférences et séminaires

6.2.1 Conférences internationales

6.2.1.1 Présentations orales

- Weiss J., P. Bernardara and M. Benoit (2013). A method to identify and form homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme skew storm surges. *International Short Conference on Extreme Value Analysis and Application to Natural Hazards (EVAN'13)*, 18-20 September 2013, Siegen (Germany).

- Weiss J., P. Bernardara and M. Benoit (2013). On the formation of homogeneous regions for regional frequency analysis of extreme marine events. *European Geosciences Union General Assembly 2013 (EGU 2013)*, 7-12 April 2013, Vienna (Austria).

- Weiss J., P. Bernardara, M. Andreewsky, M. Benoit and X. Kergadallan (2012). Assessement of the regional frequency analysis to the estimation of extreme storm surges. *33rd International Conference on Coastal Engineering (ICCE'2012)*, 2-6 July 2012, Santander (Spain).

- Weiss J., P. Bernardara, M. Andreewsky and M. Benoit (2011). Regional frequency analysis : application to the estimation of extreme storm surges. *Environmental Risk and Extreme Events*, 10-15 July 2011, Ascona (Switzerland).

6.2.1.2 Posters

- Weiss J., P. Bernardara, M. Andreewsky and M. Benoit (2012). Seasonal autoregressive modeling of a skew storm surge series. *European Geophysical Union 2012 (EGU 2012)*, 22-27 April 2012, Vienna (Austria).

- Bernardara P., F. Mazas, J. Weiss, M. Andreewsky, X. Kergadallan, M. Benoit and L. Hamm (2013). On the two steps threshold selection for over-threshold modelling of extreme events. *European Geosciences Union General Assembly 2013 (EGU 2013)*, 7-12 April 2013, Vienna (Austria).

- Kergadallan X., P. Bernardara, M. Benoit, M. Andreewsky and J. Weiss (2013). Comparison of different statistical methods for estimation of extreme sea levels with wave set-up contribution. *European Geosciences Union General Assembly 2013 (EGU 2013)*, 7-12 April 2013, Vienna (Austria)

6.2.2 Conférences nationales

6.2.2.1 Présentations orales

- Weiss J., P. Bernardara et M. Benoit (2014). Analyse régionale des surcotes extrêmes de pleine mer et caractérisation de la dépendance spatiale, *XIIIèmes Journées Nationales Génie Cotier - Génie Civil*, 2-4 juillet 2014, Dunkerque.

- Weiss J., P. Bernardara et M. Benoit (2013). Formation de régions homogènes pour l'analyse régionale des aléas maritimes extrêmes, 45èmes *Journées de Statistique*, 27-31 mai 2013, Toulouse.

6.2.3 Séminaires

- Weiss J., P. Bernardara et M. Benoit (2013). Application de l'analyse régionale pour l'estimation des surcotes et vagues extrêmes. *Séminaire WorkStat 2013*, EDF R&D, 21 novembre 2013, Clamart.

- Weiss J., P. Bernardara et M. Benoit (2013). Regional estimation of extreme wave heights. *Colloque MODNAT "Modélisation des phénomènes naturels"*, Onera, 10 octobre 2013, Chatillon.

- Weiss J., P. Bernardara et M. Benoit (2013). Seasonal autoregressive modeling of a skew storm surge series. *Colloque MODNAT "Modélisation des phénomènes naturels"*, Onera, 10 octobre 2013, Chatillon.

- Weiss J. (2013). Estimation of extreme wave heights by regional frequency analysis. *Séminaire "Statistical models of the metocean environment for engineering uses"*, Ifremer, 30 septembre 2013, Brest.

- Weiss J. (2013). Regional analysis of extreme marine events. *Séminaire "Analyse de données spatio-temporelles en océano-météo"*, université Européenne de Bretagne, 3-5 juillet 2013, Île de Berder.

- Weiss J. et P. Bernardara (2012). Étude de la distribution spatiale des surcotes extrêmes sur le littoral Atlantique-Manche-Mer du Nord via une approche par les copules. *Séminaire "Méthodes probabilistes et statistiques pour l'analyse d'événements aléatoires conjoints"*, EDF R&D, 15 juin 2012, Clamart.

- Weiss J. (2012). Analyse régionale pour l'estimation des surcotes extrêmes de pleine mer. *Séminaire des doctorants du LSTA (Laboratoire de Statistique Théorique et Appliquée)*, Université Paris VI, 17 octobre 2012, Paris.

Références

[1] Ailliot, P., and Monbet, V. Markov-switching autoregressive models for wind time series. *Environmental Modelling and Software 30*, 0 (2012), 92–101.

[2] Akaike, H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In *Second International Symposium on Information Theory* (Budapest, 1973), B. N. Petrov and F. Csaki, Eds., Akadémiai Kiado, pp. 267–281.

[3] Anderson, C. W., Carter, D. J. T., and Cotton, P. D. Wave climate variability and impact on offshore design extremes. *Report prepared for Shell International, OGP London* (2001).

[4] Andreewsky, M., Bernardara, P., Kergadallan, X., Benoit, M., Gaufres, P., and Trmal, C. Comparaison de différentes méthodes d'estimation des niveaux extrêmes en site à fort et à faible marnage. *La Houille Blanche 4* (2014).

[5] ASN. Guide pour la protection des installations nucléaires de base contre les inondations externes. *Guide №13 de l'ASN* (2013).

[6] Bardet, L., Duluc, C.-M., Rebour, V., and L'Her, J. Regional frequency analysis of extreme storm surges along the french coast. *Natural Hazards and Earth System Sciences 11(6)* (2011), 1627–1639.

[7] Barnet, V., and Lewis, T. *Outliers in statistical data.* John Wiley, Chichester, 1994.

[8] Beirlant, J., Goegebeur, U., Segers, J., and Teugels, J. L. *Statistics of Extremes : Theory and Applications.* Wiley, 2004.

[9] Benoit, M., Marcos, F., and Becq, F. Development of a third generation shallow-water wave model with unstructured spatial meshing. *Proc. 25th International Conference on Coastal Engineering (ICCE 1996) Orlando, Florida (USA), ASCE* (1996), 465–478.

[10] Bernardara, P., Andreewsky, M., and Benoit, M. Application of the regional frequency analysis to the estimation of extreme storm surges. *J. Geophys. Res. 116, C02008* (2011), 1–11.

[11] Bernardara, P., Mazas, F., Kergadallan, X., and Hamm, L. A two-step framework for over-threshold modelling of environmental extremes. *Natural Hazards and Earth System Sciences 14(3)* (2014), 635–647.

[12] Bocchiola, D., De Michele, C., and Rosso, R. Review of recent advances in index flood estimation. *Hydrology and Earth System Sciences 7*, 3 (2003), 283–296.

[13] Borga, M., Vezzani, C., and Dalla Fontana, G. Regional rainfall depth-duration-frequency equations for an alpine region. *Natural Hazards 36* (2005), 221–235.

[14] Buishand, T. A. Extreme rainfall estimation by combining data from several sites. *Hydrological Sciences - Journal des Sciences Hydrologiques 36(4)* (1991), 345–365.

[15] Burn, D. H. Evaluation of regional flood frequency analysis with a region of influence approach. *Water Resources Research 26*, 10 (1990), 2257–2265.

[16] Caires, S., and Sterl, A. 100-year return value estimates for ocean wind speed and significant wave height from the ERA-40 data. *Journal of Climate 18(7)* (2005), 1032–1048.

[17] Castellarin, A., Burn, D. H., and Brath, A. Homogeneity testing: how homogeneous do heterogeneous cross-correlated regions seem? *Journal of Hydrology 360* (2008), 67–76.

[18] Cateni, S., Colla, V., and Vannucci, M. Outlier Detection Methods for Industrial Applications. *Advances in Robotics, Automation and Control* (2008), 265–282.

[19] Cetmef. *Guide Enrochement: L'utilisation des enrochements dans les ouvrages hydrauliques.* La Documentation Française, 2009.

[20] Chebana, F., and Ouarda, T. B. M. J. Index flood-based multivariate regional frequency analysis. *Water Resources Research 45*, 10 (2009).

[21] Clark, C. How rare is that storm in southwest england? *Meteorological Applications 5*, 2 (1998), 139–148.

[22] Coles, S. *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values.* Springer-Verlag, 2001.

[23] Coles, S., and Dixon, M. Likelihood-based inference for extreme value models. *Extremes 2*, 1 (1999), 5–23.

[24] Coles, S., and Tawn, J. A. Effects of extreme surges. *Stochastic environmental research and risk assessment 19(6)* (2005), 417–427.

[25] Corbella, S., and Stretch, D. D. Simulating a multivariate sea storm using archimedean copulas. *Coastal Engineering 76*, 0 (2013), 68–78.

[26] Cunnane, C. Methods and merits of regional flood frequency analysis. *J. Hydrol. 100(1/3)* (1988), 269–290.

[27] Dalrymple, T. Flood frequency analysis. *U.S. Geol. Surv. Water Supply Pap. 1543-A* (1960).

[28] Daubord, C. Caractérisation de 7 évènements de tempête de l'automne-hiver 2013-2014 à partir des données disponibles au shom. *Rapport Shom (37 pages)* (2014).

[29] Davison, A. C., and Smith, R. L. Models for exceedances over high thresholds. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological) 52(3)* (1990), 393–442.

[30] De Michele, C., and Rosso, R. Uncertainty assessment of regionalized flood frequency estimates. *J. Hydrol. Eng. 6(6)* (2001), 453–459.

[31] De Waal, D. J., and Van Gelder, P. H. A. J. M. Modelling of extreme wave heights and periods through copulas. *Extremes 8*, 4 (2005), 345–356.

[32] Di Baldassarre, G., Laio, F., and Montanari, A. Design flood estimation using model selection criteria. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C 34*, 10-12 (2009), 606–611.

[33] Eastoe, E. F., and Tawn, J. A. Modelling non-stationary extremes with application to surface level ozone. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics) 58*, 1 (2009), 25–45.

[34] EDF. Centrales nucléaires et environnement - prélèvements d'eau et rejets. *Edp-Sciences 256 pages* (2013).

[35] Efron, B. Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *Annals of Statistics 7* (1979), 1–26.

[36] Elamir, E. A., and Seheult, A. H. Exact variance structure of sample l-moments. *Journal of Statistical Planning and Inference 124(2)* (2004), 337–359.

[37] Escalante-Sandoval, C. Bivariate distribution with two component extreme value marginals to model extreme wind speed. *Atmosfera 21(4)* (2008), 373–387.

[38] Ewans, K., and Jonathan, P. The effect of directionality on northern north sea extreme wave design criteria. *Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering 130(4), 041604* (2008).

[39] Fawcett, L., and Walshaw, D. Markov chain models for extreme wind speeds. *Environmetrics 17(8)* (2006), 795–809.

[40] Fisher, R. A., and Tippett, L. H. Limiting forms of the frequency distribution of the largest and smallest mebere of a sample. *Proceedings of the Cambridge Philosophical Society 24* (1928), 180–190.

[41] Flather, R. A., and Williams, J. A. Climate change efffects on the storm surge: methodologies and results. *Beersma, J., Agnew, M., Viner, D., and Hulme, M.,(Eds.), Climate scenarios for water-related and coastal impact Norwich:CRU, ECLAT-2 Workshop Report No. 3* (2000), 66–78.

[42] Forristall, G. On the use of directional wave criteria. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering 130*, 5 (2004), 272–275.

[43] Fréchet, M. Sur la loi de probabilité de l'écart maximum. *Annales de la Société Polonaise de Mathématique 6* (1927), 93–116.

[44] Garavaglia, F., Gailhard, J., Paquet, E., Lang, M., Garçon, R., and Bernardara, P. Introducing a rainfall compound distribution model based on weather patterns sub-sampling. *Hydrology and Earth System Sciences 14*, 6 (2010), 951–964.

[45] Garavaglia, F., Lang, M., Paquet, E., Gailhard, J., Garçon, R., and Renard, B. Reliability and robustness of rainfall compound distribution model based on weather pattern sub-sampling. *Hydrology and Earth System Sciences 15*, 2 (2011), 519–532.

[46] Gaume, E., Gaál, L., Viglione, A., Szolgay, J., Kohnová, S., and Blöschl, G. Bayesian MCMC approach to regional flood frequency analyses involving extraordinary flood events at ungauged sites. *Journal of Hydrology 394*, 1-2 (2010), 101–117.

[47] Goda, Y. Plotting-position estimator for the l-moment method and quantile confidence interval for the gev, gpa, and weibull distributions applied for extreme wave analysis. *Coastal Engineering 53(2)* (2011), 111–149.

[48] Goda, Y., Kudaka, M., and Kawai, H. Incorporating of weibull distribution in l-moments method for regional frequency analysis of peak over threshold wave heights. *Proc. 32th Int. Conf. on Coastal Eng. (ICCE 2010, Shangai)* (2010).

[49] Goel, N. K., Burn, D. H., Pandey, M. D., and An, Y. Wind quantile estimation using a pooled frequency analysis approach. *Journal of wind engineering and industrial aerodynamics 92(6)* (2004), 509–528.

[50] Greenwood, J. A., Landwehr, J. M., Matalas, N. C., and Wallis, J. R. Probability weighted moments: Definition and relation to parameters of several

distributions expressable in inverse form. *Water Resources Research 15(5)* (1979), 1049–1054.

[51] Haigh, I., Nicholls, R., and Wells, N. Assessing changes in extreme sea levels: Application to the english channel, 1900-2006. *Continental Shelf Research 30(9)* (2010), 1042–1055.

[52] Hale, P. B., and Greenwood, B. Storm wave climatology: A study of the magnitude and frequency of geomorphic process. *Geological Survey of Canada Paper 80-10* (1980), 73–88.

[53] Hamdi, Y., Duluc, C.-M., Deville, Y., Bardet, L., and Rebour, V. Use of historical information in extreme storm surges frequency analysis. *EGU General Assembly, Vienne, Autriche, 7-12 avril 2013 EGU2013-4945* (2013).

[54] Hanel, M., Buishand, T. A., and Ferro, C. A. T. A non-stationary index-flood model for precipitation extremes in transient regional climate model simulations. *J. Geophys. Res. 114* (2009), D15107.

[55] Hawkins, D. *Identification of Outliers.* Chapman and Hall, London, 1980.

[56] Hosking, J. R. M. L-moments: Analysis and estimation of distributions using linear combinations of order statistics. *J. R. Stat. Soc. Ser. B 52(1)* (1990), 105–124.

[57] Hosking, J. R. M. Towards statistical modeling of tsunami occurrence with regional frequency analysis. *Journal of Math-for-Industry 4, 2012A-6* (2012), 41–48.

[58] Hosking, J. R. M., and Wallis, J. R. The effect of intersite dependence on regional flood frequency analysis. *Water Resources Research 24(4)* (1988), 588–600.

[59] Hosking, J. R. M., and Wallis, J. R. Some statistics useful in regional frequency analysis. *Water Resources Research 29(2)* (1993), 271–281.

[60] Hosking, J. R. M., and Wallis, J. R. *Regional Frequency Analysis. An approach based on L-moments.* Cambridge University Press, 1997.

[61] Hosking, J. R. M., Wallis, J. R., and Wood, E. F. Estimation of the generalized extreme value distribution by the method of probability weighted moments. *Technometrics 27(3)* (1985), 251–261.

[62] Hubert, M., and Van der Veeken, S. Outlier detection for skewed data. *Journal of chemometrics 22(3-4)* (2008), 235–246.

[63] Institute of Hydrology. Flood Estimation Handbook (en 5 volumes). *Institute of Hydrology, Wallingford* (1999).

[64] Izaguirre, C., Méndez, F. J., Menendez, M., Luceño, A., and Losada, I. J. Extreme wave climate variability in southern europe using satellite data. *Journal of Geophysical Research: Oceans 115*, C4 (2010).

[65] Javelle, P., Ouarda, T. B. M. J., Lang, M., Bobee, B., Galea, G., and Gresillon, J.-M. Development of regional flood-duration-frequency curves based on the index-flood method. *Journal of Hydrology 258* (2002), 249–259.

[66] Jonathan, P., and Ewans, K. The effect of directionality on extreme wave design criteria. *Ocean Engineering 34*, 14-15 (2007), 1977–1994.

[67] Jonathan, P., and Ewans, K. Modeling the seasonality of extreme waves in the gulf of mexico. *Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering 133(2), 021104* (2010).

[68] Jonathan, P., and Ewans, K. A spatiodirectional model for extreme waves in the gulf of mexico. *Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering 133(1), 011601* (2010).

[69] Jonathan, P., and Ewans, K. Statistical modelling of extreme ocean environments for marine design: A review. *Ocean Engineering 62*, 0 (2013), 91–109.

[70] Jonathan, P., Ewans, K., and Forristall, G. Statistical estimation of extreme ocean environments: The requirement for modelling directionality and other covariate effects. *Ocean Engineering 35*, 11-12 (2008), 1211–1225.

[71] Katz, R. W., Parlange, M. B., and Naveau, P. Statistics of extremes in hydrology. *Advances in Water Resources 25* (2002), 1287–1304.

[72] Kergadallan, X. *Analyse statistique des niveaux d'eau extrêmes - Environnements maritime et estuarien.* CETMEF, Centre d'études techniques maritimes et fluviales, Compiègne, 179 p., 2013.

[73] Kyselý, J. A cautionary note on the use of nonparametric bootstrap for estimating uncertainties in extreme-value models. *Journal of Applied Meteorology 47* (2007), 3236–3251.

[74] Kyselý, J. Coverage probability of bootstrap confidence intervals in heavy-tailed frequency models, with application to precipitation data. *Theoretical and Applied Climatology 101*, 3-4 (2010), 345–361.

[75] Lafon, F. Compte rendu d'expertise. *EDF* (2009).

[76] Laio, F., Di Baldassarre, G., and Montanari, A. Model selection techniques for the frequency analysis of hydrological extremes. *Water Resources Research 45*, 7 (2009).

[77] Lang, M., Ouarda, T. B. M. J., and Bobée, B. Towards operational guidelines for over-threshold modeling. *Journal of Hydrology 225* (1999), 103–117.

[78] Laugel, A. *Climatologie des états de mer en Atlantique nord-est : analyse du climat actuel et des évolutions futures sous scénarios de changement climatique, par descente d'échelle dynamique et statistique.* PhD thesis, Laboratoire d'Hydraulique Saint Venant, Université Paris-Est, Chatou, France, 2013.

[79] Le Cozannet, G., Lecacheux, S., Delvallee, E., Desramaut, N., Oliveros, C., and Pedreros, R. Teleconnection pattern influence on sea-wave climate in the bay of biscay. *Journal of Climate 24* (2011), 641–652.

[80] Leckebusch, G. C., Renggli, D., and Ulbrich, U. Development and application of an objective storm severity measure for the northeast atlantic region. *Meteorologische Zeitschrift 17(5)* (2008), 575–587.

[81] Li, F., van Gelder, P. H. A. J. M., Ranasinghe, R., Callaghan, D. P., and Jongejan, R. B. Probabilistic modelling of extreme storms along the dutch coast. *Coastal Engineering 86*, 0 (2014), 1–13.

[82] Liberato, M. L. R., Pinto, J. G., Trigo, R. M., Ludwig, P., Ordóñez, P., Yuen, D., and Trigo, I. F. Explosive development of winter storm xynthia over the subtropical north atlantic ocean. *Natural Hazards and Earth System Science 13*, 9 (2013), 2239–2251.

[83] Madsen, H., Pearson, C. P., and Rosbjerg, D. Comparison of annual maximum series and partial duration series methods for modeling extreme hydrologic events: 2. regional modeling. *Water Resources Research 33(4)* (1997), 759–769.

[84] Madsen, H., Rasmussen, P. F., and Rosbjerg, D. Comparison of annual maximum series and partial duration series methods for modeling extreme hydrologic events: 1. at-site modeling. *Water Resources Research 33(4)* (1997), 747–757.

[85] Madsen, H., and Rosbjerg, D. The partial duration series method in regional index-flood modeling. *Water Resources Research 33(4)* (1997), 737–746.

[86] Masson, J. M. Un problème parmi d'autres dans l'analyse des distributions des variables hydrologiques: Les horsains (outliers). *Statistique impliquée Paris: ORSTOM (Colloques et Séminaires), Séminfor 5: cinquième séminaire informatique de l'ORSTOM, 1991/09/02-04, Montpellier (France)* (1992), 303–311.

[87] Mazas, F., and Hamm, L. A multi-distribution approach to POT methods for determining extreme wave heights. *Coastal Engineering 58* (2011), 385–394.

[88] Menéndez, M., Méndez, F. J., Izaguirre, C., Luceño, A., and Losada, I. J. The influence of seasonality on estimating return values of significant wave height. *Coastal Engineering 56*, 3 (2009), 211–219.

[89] Merz, B., and Bloschl, G. A process typology of regional floods. *Water Resources Research 39* (2003), 1340.

[90] Méndez, F. J., Menéndez, M., Luceño, A., and Losada, I. J. Estimation of the long-term variability of extreme significant wave height using a time-dependent Peak Over Threshold (POT) model. *Journal of Geophysical Research 111, C07024* (2006).

[91] Méndez, F. J., Menéndez, M., Luceño, A., and Losada, I. J. Analyzing monthly extreme sea levels with a time-dependent gev model. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology 24* (2007), 894–911.

[92] Méndez, F. J., Menéndez, M., Luceño, A., Medina, R., and Graham, N. E. Seasonality and duration in extreme value distributions of significant wave height. *Ocean Engineering 35*, 1 (2008), 131–138.

[93] Monbet, V., Ailliot, P., and Prevosto, M. Survey of stochastic models for wind and sea state time series. *Probabilistic Engineering Mechanics 22* (2007), 113–126.

[94] Moore, D. S., and McCabe, G. P. *Introduction to the Practice of Statistics*. Freeman & Company, 1999.

[95] Morton, I. D., Bowers, J., and Mould, G. Estimating return period wave heights and wind speeds using a seasonal point process model. *Coastal Engineering 31*, 1-4 (1997), 305–326.

[96] Nguyen, C. C., Gaume, E., and Payrastre, O. Regional flood frequency analyses involving extraordinary flood events at ungauged sites: further developments and validations. *Journal of Hydrology 508*, 0 (2014), 385–396.

[97] Nissen, K. M., Leckebusch, G. C., Pinto, J. G., Renggli, D., Ulbrich, S., and Ulbrich, U. Cyclones causing wind storms in the mediterranean: characteristics, trends and links to largescale patterns. *Natural Hazards and Earth System Sciences 10* (2010), 1379–1391.

[98] Paquet, E., Gailhard, J., and Garçon, R. Évolution de la méthode du gradex : approche par type de temps et modélisation hydrologique. *La Houille Blanche*, 5 (2006), 80–90.

[99] Payrastre, O., Gaume, E., and Andrieu, H. Usefulness of historical information for flood frequency analyses: Developments based on a case study. *Water Resources Research 47*, 8 (2011).

[100] Pineau-Guillou, L., Lathuilliere, C., Magne, R., Louazel, S., Corman, D., and Perherin, C. Caractérisation des niveaux marins et modélisation des surcotes pendant la tempête xynthia. *Actes des XIèmes Journées Nationales Génie Côtier-Génie Civil, Paralia, Les Sables d'Olonne, 22-25 juin 2010* (2010), 625–634.

[101] Pinto, J. G., Zacharias, S., Fink, A. H., Leckebusch, G. C., and Ulbrich, U. Factors contributing to the development of extreme north atlantic cyclones and their relationship with the nao. *Climate Dynamics 32*, 5 (2009), 711–737.

[102] Raible, C. C. On the relation between extremes of midlatitude cyclones and the atmospheric circulation using era40. *Geophysical Research Letters 34*, 7 (2007).

[103] Raillard, N., Ailliot, P., and Yao, J. Modeling extreme values of processes observed at irregular time steps: Application to significant wave height. *The Annals of Applied Statistics 8*, 1 (2014), 622–647.

[104] Renard, B., Kochanek, K., Lang, M., Garavaglia, F., Paquet, E., Neppel, L., Najib, K., Carreau, J., Arnaud, P., Aubert, Y., Borchi, F., Soubeyroux, J.-M., Jourdain, S., Veysseire, J.-M., Sauquet, E., Cipriani, T., and Auffray, A. Data-based comparison of frequency analysis methods: A general framework. *Water Resources Research 49*, 2 (2013), 825–843.

[105] Renggli, D., Leckebusch, G. C., U., U., Gleixner, S. N., and Faust, E. The skill of seasonal ensemble prediction systems to forecast wintertime windstorm frequency over the north atlantic and europe. *Monthly Weather Review 139* (2011), 3052–3068.

[106] RFS. Règle Fondamentale de Sûreté des Installations Nucléaires, Règles fondamentales de Sûreté. *Série REP, Règle №I.2.e.* (1984).

[107] Ribatet, M. POT: Modelling Peaks Over a Threshold. *R News 7(3)* (2007).

[108] Ribatet, M., Ouarda, T., Sauquet, E., and Grésillon, J.-M. Modeling all exceedances above a threshold using an extremal dependence structure: Inferences on several flood characteristics. *Water Resources Research 45* (2009), W03407.

[109] Ribatet, M., Sauquet, E., Grésillon, J.-M., and Ouarda, T. A regional bayesian pot model for flood frequency analysis. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment 21* (2007), 327–339.

[110] Rosbjerg, D. Estimation in partial duration series with independent and dependent peak values. *Journal of Hydrology 76* (1985), 183–195.

[111] Rossi, F., Fiorentino, M., and Versace, P. Two-component extreme value distribution for flood frequency analysis. *Water Resources Research 20* (1984), 847–856.

[112] Roth, M., A., B., Jongbloed, G., Klein Tank, A. M. G., and van Zanten, J. H. A regional peaks-over-threshold model in a nonstationary climate. *Water Resources Research 48* (2012), W11533.

[113] Ruggiero, P., Komar, P. D., and Allan, J. C. Increasing wave heights and extreme value projections: the wave climate of the u.s. pacific northwest. *Coastal Engineering 57(5)* (2010), 539–552.

[114] Saha, S., Moorthi, S., Pan, H., Wu, X., Wang, J., Nadiga, S., Tripp, P., Kistler, R., Woollen, J., Behringer, D., Liu, H., Stokes, D., Grumbine, R., Gayno, G., Wang, J., Hou, Y., Chuang, H., Juang, H., Sela, J., Iredell, M., Treadon, R., Kleist, D., van Delst, P., Keyser, D., Derber, J., Ek, M., Meng, J., Wei, H., Yang, R., Lord, S., van den Dool, H., Kumar, A., Wang, W., Long, C., Chelliah, M., Xue, Y., Huang, B., Schemm, J., Ebisuzaki, W., Lin, R., Xie, P., Chen, M., Zhou, S., Higgins, W., Zou, C., Liu, Q., Chen, Y., Han, Y., Cucurull, L., Reynolds, R. W., Rutledge, G., and Goldberg, M. The NCEP Climate Forecast System Reanalysis. *Bulletin of the American Meteorological Society 91* (2010), 1015–1057.

[115] Schaefer, M. G. Regional analysis of precipitation annual maxima in washington state. *Water Resources Research 26(1)* (1990), 119–131.

[116] Schwarz, G. Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics 6*, 2 (1978), 461–464.

[117] Seirstad, I. A., Stephenson, D. B., and Kvamsto, N. G. How useful are teleconnection patterns for explaining variability in extratropical storminess? *Tellus A 59*, 2 (2007), 170–181.

[118] Simon, B. *La marée océanique côtière.* Editions de l'Institut Océanographique, 2007.

[119] Smith, R. L. Regional estimation from spatially dependent data. *Unpublished* (1990).

[120] Sotillo, M. G., Aznar, R., and Valero, F. Mediterranean offshore extreme wind analysis from the 44-year hipocas database: different approaches towards the

estimation of return periods and levels of extreme values. *Advances in Geosciences 7* (2006), 275–278.

[121] Stedinger, J. R. Estimating a regional flood frequency distribution. *Water Resources Research 19(2)* (1983), 503–510.

[122] Stedinger, J. R., and Lu, L.-H. Appraisal of regional and index flood quantile estimators. *Stochastic Hydrol. Hydraul. 9* (1995), 49–75.

[123] Sterl, A., van den Brink, H., de Vries, H., Haarsma, R., and van Meijgaard, E. An ensemble study of extreme storm surge related water levels in the north sea in a changing climate. *Ocean Science 5* (2009), 369–378.

[124] Sveinsson, O. G. B., Boes, D. C., and Salas, J. D. Population index flood method for regional frequency analysis. *Water Resources Research 37(11)* (2001), 2733–2748.

[125] Sveinsson, O. G. B., Boes, D. C., and Salas, J. D. Estimation of extreme pareto quantiles using upper order statistics. *The Extremes of the Extremes: Extraordinary Floods (International symposium on extraordinary floods, Reykjavik, July 2000). International Association of Hydrological Sciences Publication 271* (2002).

[126] Van Gelder, P. H. A. J. M., De Ronde, J., Neykov, N. M., and Neytchev, P. Regional frequency analysis of extreme wave heights: Trading space for time. *Proc. 27th Int. Conf. on Coastal Eng. (ICCE 2000, Sydney)* (2000).

[127] Van Gelder, P. H. A. J. M., and Neykov, N. M. Regional frequency analysis of extreme water level along the dutch coast using l-moments: a preliminary study. *International Scientific Conference on Stochastic models of hydrological processes and their application to problems of environmental preservation, Moscow* (1998).

[128] Viglione, A., Laio, F., and Claps, P. A comparison of homogeneity tests for regional frequency analysis. *Water Resources Research 43(3)* (2007), 1–10.

[129] Wahl, T., Mudersbach, C., and Jensen, J. Assessing the hydrodynamic boundary conditions for risk analyses in coastal areas: a multivariate statistical approach based on copula functions. *Natural Hazards and Earth System Science 12*, 2 (2012), 495–510.

[130] Wang, X. L., and Swail, V. R. Changes of extreme wave heights in northern hemisphere oceans and related atmospheric circulation regimes. *Jounal of Climate 15* (2001), 1020–1035.

[131] Weiss, J., and Bernardara, P. Comparison of local indices for regional frequency analysis with an application to extreme skew surges. *Water Resources Research 49* (2013), 2940–2951.

[132] Weiss, J., Bernardara, P., Andreewsky, M., and Benoit, M. Seasonal autoregressive modeling of a skew storm surge series. *Ocean Modelling 47* (2012), 41–54.

[133] Wilks, S. S. Multivariate statistical outliers. *Sankhya, Ser. A 25* (1963), 407–426.

[134] Woodworth, P. L., and Blackman, D. L. Evidence for systematic changes in extreme high waters since the mid-1970s. *Journal of Climate 17(6)* (2004), 1190–1197.