

# Thermosensibilité de la demande électrique : identification de la part non linéaire par couplage d'une modélisation bottom-up et de l'approche bayésienne

Özlem Özkizilkaya

▶ **To cite this version:**

Özlem Özkizilkaya. Thermosensibilité de la demande électrique : identification de la part non linéaire par couplage d'une modélisation bottom-up et de l'approche bayésienne. Energie électrique. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2014. Français. NNT : 2014ENMP0050 . tel-01142341

**HAL Id: tel-01142341**

**https://pastel.hal.science/tel-01142341**

Submitted on 15 Apr 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.

ParisTech
INSTITUT DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES
PARIS INSTITUTE OF TECHNOLOGY

MINES ParisTech

École doctorale n° 432 - SMI : Science des Métiers de l'Ingénieur

# Doctorat ParisTech

# T H È S E

**pour obtenir le grade de docteur délivré par**

## l'École nationale supérieure des mines de Paris

**Spécialité « Energétique et Procédés »**

*présentée et soutenue publiquement par*

**Özlem ÖZKIZILKAYA**

le 12 Décembre 2014

# Thermosensibilité de la demande électrique : identification de la part non linéaire par couplage d'une modélisation bottom-up et de l'approche bayésienne

Directeur de thèse : **Jérôme ADNOT**
Co-encadrement de la thèse : **Philippe RIVIERE**

**Jury**

| | |
|---|---|
| **M. Eric PARENT**, Professeur, ENGREF, AgroParisTech | Rapporteur |
| **M. Frédéric WURTZ**, Directeur de recherche CNRS, G2ELAB, Institut Polytechnique de Grenoble | Rapporteur |
| **M. Bernard BOURGES**, Professeur, GEPEA, MINES Nantes | Examinateur |
| **M. Jérôme ADNOT,** Professeur, MINES ParisTech | Examinateur |
| **M. Philippe RIVIERE**, Docteur, CES, MINES ParisTech | Examinateur |
| **Mme Laurence MAILLARD-TEYSSIER**, Docteur, Ingénieur R&D, RTE | Invitée |

T H È S E

**MINES ParisTech**
**Centre Efficacité énergétique des Systèmes**
**60 bd Saint-Michel 75272 PARIS Cedex 06**

**REMERCIEMENTS**

Je remercie Jérôme Adnot, mon directeur de thèse, pour toutes ses idées et ses précieux conseils. Je remercie également Philippe Rivière, mon co-encadrant de thèse, pour son aide, son attention et sa disponibilité. Merci surtout pour la liberté de travail et la confiance qu'ils m'ont accordée.

Je souhaite remercier l'ADEME et RTE pour avoir financé mes travaux de thèse. A ce titre, j'aimerais remercier Dominique Fourtune pour avoir suivi et participé aux comités de suivi de la thèse. J'adresse mes remerciement à Laurence Maillard-Teyssier, Cécile de Montureux et Bruno Delenne qui ont participé à la réalisation de cette thèse pour leur aide, leur sympathie et leur disponibilité.

Mes remerciements s'adressent également à Eric Parent et Frédéric Wurtz d'avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse. Je remercie également à Bernard Bourges d'avoir accepté d'être le président du jury.

Je remercie l'ensemble de mes collègues du CES, enseignants-chercheurs, doctorants, ainsi que tout le personnel qui ont rendu ces années agréables.

Je ne peux oublier le soutien de mes proches et de mes ami(e)s d'ici et de Turquie.

Je remercie chaleureusement ma deuxième famille, Susanna et Martin, qui m'a sans cesse encouragée.

Je suis reconnaissante à ma mère qui m'a toujours soutenue et m'a accompagnée tout au long de mes études.

Et finalement, merci Olivier pour avoir été si patient, et m'avoir soutenue dans les moments de découragement. Sans toi cette thèse aurait été bien triste. Merci de m'avoir épaulée sans compter.

**TABLE DE MATIERE**

**Page**

**REMERCIEMENTS** ..... **i**
**TABLE DE MATIERE** ..... **ii**
**LISTE DES SYMBOLES** ..... **v**
**LISTE DES TABLEAUX** ..... **vii**
**LISTE DES FIGURES** ..... **ix**
**RESUME** ..... **xii**
**1. INTRODUCTION** ..... **1**
1.1 Contexte et Problématique ..... 1
1.2 Objectifs et Méthodologie ..... 4
**2. ESTIMATION DE LA THERMOSENSIBILITE DE LA DEMANDE ELECTRIQUE** ..... **7**
2.1 Saisonnalité de la Demande d'Electricité ..... 7
2.2 Thermosensibilité de la Demande d'Electricité ..... 11
2.3 Estimation de la Thermosensibilité de la Demande Electrique par des Approches Conventionnelles ..... 17
2.3.1 Modèles Top-Down pour Analyser la Thermosensibilité ..... 17
2.3.1.1 Revue sur les modèles existants ..... 18
2.3.1.2 Modèle RTE : METEHORE ..... 22
2.3.2 Modèles Bottom-Up pour analyser la Thermosensibilité ..... 26
2.3.2.1 Modèles bottom-up statistiques ..... 27
2.3.2.2 Modèles bottom-up physiques ..... 29
2.3.3 Modèles Hybrides ..... 30
2.3.4 Conclusion ..... 32
2.4 Classification et Sélection Des Usages Thermosensibles ..... 33
2.4.1 Quels sont les Usages Thermosensibles? ..... 33
2.4.2 Echelle de l'Analyse des Usages Thermosensibles ..... 36
2.4.3 Sélection des Usages Thermosensibles pour l'Analyse à l'Echelle Régionale ..... 38
2.4.3.1 Usages directement thermosensibles ..... 38
2.4.3.2 Usages indirectement thermosensibles ..... 42
**3. MODELISATION DE LA THERMOSENSIBILITE DE LA PERFORMANCE DES POMPES A CHALEUR A UNE ECHELLE REGIONALE** ..... **47**
3.1 Principe de fonctionnement des pompes à chaleur ..... 47
3.2 Installation des pompes à chaleur ..... 48
3.3 Performances des pompes à chaleur ..... 50
3.3.1 Coefficient de performance (COP) ..... 50
3.3.2 Performances à charge partielle ..... 51
3.4 Influence de la température extérieure sur la performance de différents types de pompes à chaleur ..... 53

3.4.1 Influence de la température extérieure sur la performance des PAC aérothermiques ..... 53
3.4.2 Influence de la température extérieure sur la performance des PAC géothermiques ..... 55
3.5 Etat du marché ..... 58
3.6 Modélisation des Pompes à Chaleur Air-Eau ..... 60
3.6.1 Calcul du besoin de chauffage pour différents types de bâtiments ..... 61
3.6.2 Loi d'eau choisie ..... 66
3.6.3 Choix des PAC pour le scénario « Min » et le scénario « Max » ..... 67
3.6.4 Modèle de puissance calorifique et de puissance électrique à puissance maximale ..... 70
3.6.5 Modèle de dégradation de la puissance calorifique due au dégivrage ..... 71
3.6.6 Modèle de dégradation des performances à charge partielle ..... 72
3.6.7 Modèle de l'appoint électrique ..... 74
3.6.8 Résultats des modèles de PAC air/eau ..... 75
3.7 Modélisation des PAC air/air ..... 80
3.7.1 Résultats PAC air/air ..... 84
3.8 Détermination d'un COP régional ..... 85
3.9 Conclusion ..... 87
**4. ANALYSE BAYESIENNE DE LA PART THERMOSENSIBLE DE LA CONSOMMATION ELECTRIQUE REGIONALE ..... 89**
4.1 Pourquoi adopter une approche statistique Bayésienne ? ..... 89
4.2 Approche Bayésienne en Modélisation ..... 93
4.2.1 Théorème de Bayes ..... 93
4.2.2 Fonction de vraisemblance ..... 94
4.2.3 Distribution *a priori* ..... 95
4.2.4 Estimation des paramètres ..... 96
4.2.4.1 Méthodes de Monte Carlo par Chaînes de Markov ..... 96
4.2.4.2 Échantillonneur de Gibbs ..... 97
4.2.5 Contrôle de la convergence ..... 98
4.3 Application de l'Approche Bayésienne ..... 99
4.3.1 Analyse de thermosensibilité actuelle sans chauffage non-linéaire ..... 100
4.3.1.1 Modèles ..... 101
4.3.1.2 Choix des distributions *a priori* ..... 104
4.3.1.3 Analyse des résultats : distributions a posteriori ..... 105
4.3.1.4 Vérification de l'ajustement des modèles ..... 111
4.3.1.5 Discussion des résultats des modèles sans chauffage non-linéaire ..... 114
4.3.1.6 Comparaison des résultats avec les modèles de régression ..... 116
4.3.2 Analyse de la thermosensibilité avec détermination de la part thermosensible non-linéaire ..... 120
4.3.2.1 Modèle ..... 121
4.3.2.2 Choix des distributions *a priori* ..... 121
4.3.2.3 Analyse des résultats : distributions a posteriori ..... 122
4.3.2.4 Vérification de l'ajustement du modèle ..... 124
4.3.2.5 Discussion des résultats ..... 125
4.4 Sensibilité des Inférences ..... 127
4.4.1 Sensibilité des inférences aux distributions a priori ..... 127
4.4.1.1 Sensibilité des inférences aux distributions *a priori* du paramètre K ..... 127

4.4.1.2 Sensibilité des inférences aux distributions *a priori* du paramètre H ..... 129
4.4.1.3 Sensibilité des inférences aux distributions *a priori* du paramètre Ti ..... 130
4.4.1.4 Sensibilité des inférences aux distributions *a priori* du paramètre β132
4.4.2 Sensibilité des inférences aux valeurs des constantes du modèle de COP ..... 133
4.5 Test du modèle sur des courbes de charge déformées ..... 136
4.6 Validation des Modèles ..... 137
4.7 Conclusion ..... 139
**5. CONCLUSION GENERALE ..... 141**
5.1 Principales Contributions ..... 141
5.2 Limites ..... 142
5.3 Perspectives ..... 143
**REFERENCES ..... 145**
**ANNEXE A : UNE METHODE EMPIRIQUE « METHODE MIN » POUR L'EXTRACTION DE LA PART THERMOSENSIBLE ..... 161**
**ANNEXE B : AJOUT DU PARAMETRE « AG » DANS LES MODELES ..... 175**
**ANNEXE C : VERIFICATION DES MODELES ..... 179**

## LISTE DES SYMBOLES

| | |
|---|---|
| **RTE** | Réseau de Transport d'Electricité |
| **ADEME** | Agence De l'Environnement et de la Maitrise de l'Energie |
| **SOFRES** | Sofres Société FRançaise d'Enquêtes par Sondages |
| **EHPA** | European Heat Pump Association |
| **WPZ** | Wärmepumpen Testzentrum |
| **HDD** | Degré jour de chauffage |
| **CDD** | Degré jour de climatisation |
| **EJP** | Effacement Jour de Pointe |
| **CdC** | Courbe de charge |
| **ECS** | Eau chaude sanitaire |
| **PACA** | Provences-Alpes-Cotes d'Azur |
| **CET** | Chauffe-eau thermodynamique |
| **PAC** | Pompe à chaleur |
| **COP** | Coefficient de performance |
| **BGR** | Statistique de Brooks-Gelman-Rubin |
| **DIC** | Deviance Information Criterion |
| **MAPE** | Mean absolute percentage error |
| **MSE** | Mean square error |
| **RMSE** | Root mean square error |
| **BUGS** | Bayesian Analysis using the Gibbs Sampler |
| **MCMC** | Monte Carlo par Chaînes de Markov |
| **PLR** | Part Load Ratio |
| **AA** | Avec appoint |
| **SA** | Sans appoint |
| **Min** | Minimum |
| **Max** | Maximum |
| **dnorm** | Distribution normale |
| **dbeta** | Distribution beta |
| **dgamma** | Distribution gamma |
| **dunif** | Distribution uniforme |
| **AG** | Apports gratuits |
| **TR** | Température reconstruite |
| **TL** | Températures lissées |
| **nd** | Nombre de jours d'une année donnée |
| $\mathbf{T^{seuil}}$ | Température seuil |
| $\mathbf{T_t}$ | Température observée le jour t |
| **PHC** | Puissance hors aléa climatique |
| **PCH** | Puissance dépendant de l'aléa climatique |
| $\mathbf{P^{eff}}$ | Puissance électrique correspondant à EJP |
| $\boldsymbol{\varepsilon}$ | Erreur |
| $\mathbf{\Phi_T}$ | Déperditions par transmission (W) |
| $\mathbf{\Phi_V}$ | Déperditions par renouvellement d'air (W) |
| **A** | Surface ($m^2$) |
| $\mathbf{T_{int}}$ | Température intérieure (°C) |

| | |
|---|---|
| $\mathbf{T_{ext}}$ | Température extérieure (°C) |
| $\mathbf{H_V}$ | Déperditions par renouvellement d'air (W/K) |
| **Q** | Débit d'air ($m^3/s$) |
| **ρ** | Masse volumique de l'air ($kg/m^3$) ; |
| $\mathbf{C_p}$ | Capacité calorifique massique de l'air (kJ/(kg·K)) |
| **U** | Coefficients de déperdition par transmission |
| **3CL** | Calculs des Consommations Conventionnelles dans les Logements |
| $\mathbf{T_d}$ | Température d'eau |
| $\mathbf{T_{extnom}}$ | Température extérieure nominale |
| $\mathbf{COP_{nom}}$ | COP à pleine charge nominale |
| $\mathbf{T_{eaunom}}$ | Température de sortie d'eau nominale |
| $\mathbf{P_{cal}}$, $\mathbf{P_{calnom}}$ | Puissance calorifique à pleine charge non nominale et nominale [kW] |
| $\mathbf{P_{elec}}$, $\mathbf{P_{elecnom}}$ | Puissance électrique à pleine charge non nominale et nominale [kW] |
| $\mathbf{P_{cal\text{-}gd}}$ | Puissance calorifique à pleine charge avec givrage/dégivrage |
| $\mathbf{P_{cal\text{-}pc}}$ | Puissance calorifique à pleine charge sans givrage/dégivrage |
| $\mathbf{C_{gd}}$ | Coefficient de dégradation de givrage/dégivrage |
| $\mathbf{B_{chauffage}}$ | Besoins de chauffage du bâtiment |
| $\mathbf{C_d}$ | Coefficient de dégradation du au cyclage |
| $\mathbf{P_{app}}$ | Puissance électrique consommée par le chauffage d'appoint |
| $\hat{\mathbf{R}}$ | facteur de réduction du potentiel de variance |
| **Qts*** | Part thermosensible de la consommation d'électricité (MW) |
| $\mathbf{C_{ts}}$ | Part thermosensible de la consommation d'électricité estimée [MW] |
| **τ** | Précision |
| $\sigma^2$ | Variance |
| **K** | Coefficient de perte de chaleur global |
| **α** | Constante de lissage |
| **H** | Coefficient qui représente la dynamique rapide ($W/m^2K$) |
| **β** | Part du chauffage Joule (%) |

**LISTE DES TABLEAUX**

**Page**

**Tableau 2.1 :** Avantages et inconvénients de modèles top-down et bottom-up.....31
**Tableau 2.2 :** Classification des usages thermosensibles.....36
**Tableau 2.3:** Part du chauffage d'appoint en région PACA. .....41
**Tableau 3.1 :** Différentes technologies des PAC.....49
**Tableau 3.2 :** Les températures extérieures de base pour les départements de PACA. .....62
**Tableau 3.3 :** Ancienneté du parc de logement avec chauffage électrique en région PACA. .....64
**Tableau 3.4 :** Coefficient de déperdition par transmission (U) des bâtiments selon la période de construction. .....64
**Tableau 3.5 :** COP des PAC pour les scénarios « Min » et « Max ».....69
**Tableau 3.6 :** Valeur des coefficients utilisés pour la PAC « Min » et la PAC « Max ».....71
**Tableau 3.7 :** Scénarios de la modélisation des PAC air/eau.....75
**Tableau 3.8 :** Répartition régionale des PAC air-eau. .....79
**Tableau 3.9 :** Données de référence et coefficients de régression.....82
**Tableau 3.10 :** Répartition de différents types de PAC installées dans le secteur résidentiel.....86
**Tableau 4.1 :** Statistiques descriptives des paramètres des modèles pour 19h. .....110
**Tableau 4.2 :** Erreur MC et convergence. .....111
**Tableau 4.3 :** Bayesian p-value et DIC des *Modèles 1a, 1b* et *1c.* .....113
**Tableau 4.4 :** Comparaison des MAPE de l'estimation bayésienne et de la régression. .....117
**Tableau 4.5 :** Statistiques descriptives des paramètres du *Modèle 2* pour 19h. .....124
**Tableau 4.6 :** Bayesian p-value et DIC du *Modèle 2.* .....125
**Tableau 4.7 :** Sensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence à la distribution *a priori* du paramètre K. .....127
**Tableau 4.8 :** Intervalles de crédibilité à 95% pour différentes distributions *a priori* du paramètre K. .....128
**Tableau 4.9 :** Sensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence à la distribution *a priori* du paramètre H. .....129
**Tableau 4.10 :** Intervalles de crédibilité à 95% pour différentes distributions *a priori* du paramètre H. .....130
**Tableau 4.11 : S**ensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence à la distribution *a priori* du paramètre Ti. .....131
**Tableau 4.12 :** Intervalles de crédibilité à 95% pour différentes distributions *a priori* du paramètre $T_{i.}$ .....131
**Tableau 4.13 :** Sensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence à la distribution *a priori* du paramètre. .....132
**Tableau 4.14 :** Intervalles de crédibilité à 95% pour différentes distributions *a priori* du paramètre β. .....133

**Tableau 4.15 : S**ensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence aux valeurs des constantes du COP correspondant à des écarts de ±50% par rapport à la référence. ..... 134
**Tableau 4.16 : S**ensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence aux valeurs des constantes du COP correspondant au COP « basse performance » et au COP « haute performance ». ..... 134
**Tableau 4.17 :** Intervalles de crédibilité à 95% pour différentes constantes du COP. ..... 135
**Tableau 4.18 :** Statistiques descriptives des paramètres du modèle pour des courbes de charge modifiées avec 50%, 60% et 70% de pénétration de PAC. ..... 137
**Tableau 4.19 :** Erreurs moyennes des échantillons de test. ..... 138

**LISTE DES FIGURES**

**Page**

**Figure 1.1:** Croissance du pic de consommation et de la puissance moyenne brute au cours des années. ..... 2
**Figure 1.2:** Courbe de charge d'une journée ouvrable d'hiver. ..... 2
**Figure 1.3:** Part du chauffage dans la consommation électrique en France. ..... 3
**Figure 2.1b :** Exemple de cycle journalier en été. ..... 8
**Figure 2.2 :** Exemple de cycle hebdomadaire en mi-saison. ..... 8
**Figure 2.3 :** Courbe de consommation d'électricité en France, en 2011. ..... 9
**Figure 2.4 :** Relation entre la demande d'électricité et la température extérieure. ....12
**Figure 2.5 :** Dépendance de la consommation électrique à la température extérieure. .....13
**Figure 2.6:** Consommation électrique journalière en fonction de la température lissée. .....14
**Figure 2.7 :** Sensibilité de la consommation électrique à la température extérieure en France et en Europe. .....15
**Figure 2.8 :** Consommation électrique brute et corrigée de l'aléa climatique en France continentale (hors activité d'enrichissement d'uranium). .....16
**Figure 2.9:** Démarche de l'approche top-down. .....17
**Figure 2.10 :** Méthode de degré-jour avec une température de seuil. .....19
**Figure 2.11 :** Méthode de degré-jour avec deux températures de seuil. .....20
**Figure 2.12 :** Représentation de la température brute et lissée et de la nébulosité. ...25
**Figure 2.13 :** Relation entre puissance et climat. .....25
**Figure 2.14 :** Démarche de la modélisation bottom-up. .....27
**Figure 2.15 :** Répartition par usages de l'électricité consommée dans le secteur résidentiel en France en 2007. .....34
**Figure 2.16 :** Consommations d'électricité mensuelles par usage pour le secteur résidentiel en 2005. .....34
**Figure 2.17 :** Profil mensuel des consommations par usages thermosensibles. .....35
**Figure 2.18 :** Evolution des pointes de consommation en PACA de 2004 à 2012. ...36
**Figure 2.19 :** Courbe de charge par branche d'une journée de semaine du mois de janvier 2008 en PACA. .....37
**Figure 2.20:** Répartition de la consommation électrique en PACA (2010). .....37
**Figure 2.21:** Courbe de charge résidentielle PACA pour les mois de Janvier et de Juillet. .....39
**Figure 2.22:** Modes de chauffage des résidences principales en PACA. .....40
**Figure 2.23:** Gradient de températures. .....41
**Figure 2.24 :** Variation de la température extérieure et de la température d'eau pour la zone H3 .....43
**Figure 2.25 :** Consommation électrique des chauffe-eau placés dans différents endroits. .....45
**Figure 3.1 :** Principe de fonctionnement d'une pompe à chaleur. .....47
**Figure 3.2 :** Principe du fonctionnement des PAC marche/arrêt. .....52

**Figure 3.3 :** Fonctionnement d'une PAC équipée d'un Inverter. 52
**Figure 3.4 :** Exemple d'évolution de COP en fonction de la température extérieure pour deux pompes à chaleur air/air. 54
**Figure 3.5 :** Evolution du COP d'une PAC air/eau à pleine puissance en fonction de la température extérieure et pour différents températures de sortie d'eau. 55
**Figure 3.6 :** Représentation du comportement d'un signal de température dans le sol en fonction de la profondeur. 56
**Figure 3.7 :** COP d'une PAC eau glycolée/eau, capteur vertical. 57
**Figure 3.8 :** COP d'une PAC sol/eau, capteur horizontal. 57
**Figure 3.9 :** Variation de la température du sol et la température d'air extérieure. 58
**Figure 3.10 :** Subdivision du marché français des pompes à chaleur par type et destination. 59
**Figure 3.11 :** Part des différents types de PAC installées en secteur résidentiel. 59
**Figure 3.12 :** Les étapes de calcul des consommations d'un système de PAC. 61
**Figure 3.13 :** Répartition des logements selon la période de la construction. 63
**Figure 3.14 :** Déperditions thermiques des bâtiments. 65
**Figure 3.15 :** Déperditions et besoin thermiques en fonction de la température extérieure. 65
**Figure 3.16 :** Besoin thermique. 66
**Figure 3.17 :** Lois d'eau utilisées pour différents types d'émetteurs. 67
**Figure 3.18 :** COP des machines testées par WPZ. 69
**Figure 3.19 :** COP minimal et maximal. 69
**Figure 3.21 :** Scénarios de COP pour les bâtiments construits avant 1989. 76
**Figure 3.22 :** Scénarios de COP pour les bâtiments construits entre 1989-2000. 76
**Figure 3.23 :** Scénarios de COP pour les bâtiments construits après 2000. 77
**Figure 3.24 :** COP des PAC Min et Max pour différents types de bâtiments. 79
**Figure 3.25 :** COP régional pondéré des PAC air/eau. 79
**Figure 3.26 :** COP des PAC air/eau correspondant au scénario « basse performance » et COP correspondant au scénario « haute performance ». 80
**Figure 3.27 :** Dégradation du COP à charge partielle 83
**Figure 3.28 :** COP des PAC air/air. 84
**Figure 3.29 :** COP régional pondéré des PAC air/air. 85
**Figure 3.30 :** COP des PAC air/air correspondants au scénario « basse performance et au scénario « haute performance ». 85
**Figure 3.31 :** COP régional moyen pondéré de l'ensemble des PAC aérothermiques. 86
**Figure 4.1 :** Estimation fréquentiste et estimation bayésienne. 90
**Figure 4.2 :** Les étapes fondamentales de l'analyse bayésienne. 94
**Figure 4.3 :** Représentation du *Modèle 1c*. 105
**Figure 4.4 :** 3 chaînes MCMC générées par l'échantillonneur de Gibbs pour les paramètres de chaque modèle pour 19h. 106
**Figure 4.5 :** Autocorrélation des paramètres K, $T_i$ et σ du modèle 19h. 107
**Figure 4.6 :** Le statistique Brooks-Gelman-Rubin (BGR) des distributions *a posteriori* des trois modèles pour 19h. 108
**Figure 4.7 :** Distribution *a priori* et distribution *a posteriori* des paramètres des *Modèles 1a* et *1b* 19h. 109
**Figure 4.8 :** Distribution *a priori* et distribution *a posteriori* des paramètres du *Modèle 1c* pour 19h. 110

**Figure 4.9 :** Ajustement des modèles aux données. ..... 112
**Figure 4.10 :** Température intérieure estimée par trois modèles. ..... 114
**Figure 4.11 :** Coefficient K estimée par trois modèles. ..... 114
**Figure 4.12 :** Coefficient H estimée par *Modèle 1c.* ..... 115
**Figure 4.13 :** Erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE) des *Modèles 1a, 1b* et *1c.* ..... 116
**Figure 4.14 :** Température intérieures estimées par l'approche bayésienne et l'approche classique avec trois différents modèles. ..... 118
**Figure 4.15 :** Paramètre K estimé par l'approche bayésienne et l'approche classique avec trois différents modèles. ..... 119
**Figure 4.16 :** Paramètre H estimé par l'approche bayésienne et l'approche classique. ..... 120
**Figure 4.17 :** Représentation du *Modèle 2.* ..... 122
**Figure 4.18 :** Distribution *a priori* et *a posteriori* des paramètres du *Modèle 2.* ..... 123
**Figure 4.19 :** Ajustement du *Modèle 2* aux données. ..... 124
**Figure 4.20 :** Comparaison de la température intérieure estimée par le *Modèle 2* et le *Modèle 1c.* ..... 125
**Figure 4.21 :** Comparaison du paramètre K estimé par le *Modèle 2* et le *Modèle 1c.* ..... 126
**Figure 4.22 :** Comparaison du paramètre H estimé par le *Modèle 2* et le *Modèle 1c.* ..... 126
**Figure 4.23 :** Paramètre β estimé par le *Modèle 2.* ..... 126
**Figure 4.24 :** Distribution a priori et a posteriori du paramètre β pour trois différentes valeurs. ..... 136

# THERMOSENSIBILITE DE LA DEMANDE ELECTRIQUE : IDENTIFICATION DE LA PART NON LINEAIRE PAR COUPLAGE D'UNE MODELISATION BOTTOM-UP ET DE L'APPROCHE BAYESIENNE

## RESUME

La croissance du marché des pompes à chaleur contribue à l'augmentation de la thermosensibilité de la demande électrique. Il devient nécessaire de mieux comprendre l'impact des usages thermosensibles de l'électricité, notamment pour ceux qui sont corrélés de manière non linéaire à la température extérieure. Dans cette optique, cette thèse vise à construire un cadre de modélisation qui permette i) d'analyser les facteurs d'influence de la thermosensibilité à partir d'une description physique des usages thermosensibles, et ii) de réaliser des diagnostics de ces paramètres d'influence tout en tenant compte des incertitudes associées.

Les modèles top-down sont capables de modéliser le comportement réel de la demande d'électricité mais négligent la description physique des usages. Les modèles bottom-up sont basés sur une description physique des usages mais leurs paramètres ne sont pas ajustés sur la demande réelle. On fait donc le choix d'une approche hybride de modélisation qui bénéficie des avantages des deux approches. Les paramètres du modèle sont ajustés à l'aide de l'approche bayésienne, qui offre un cadre pour le traitement de l'incertitude sous la forme de probabilités. Les méthodes associées de simulation de Monte Carlo par Chaînes de Markov permettent également de tenir compte de la non-linéarité de la thermosensibilité de certains usages.

La part thermosensible de la demande réelle d'électricité est extraite par des modèles statistiques top-down. On développe ensuite un modèle d'analyse physique de la thermosensibilité à l'échelle régionale à partir de la thermique du bâtiment. Des modèles pseudo-physiques de performance des pompes à chaleur sont régressés sur des données constructeur et on détermine un COP régional pour l'ensemble des PAC installées. L'analyse bayésienne permet ensuite de caler le modèle de thermosensibilité développé. On déduit des coefficients équivalents de déperditions thermiques, une température intérieure équivalente ainsi que les parts du chauffage linéaire et non-linéaire pour le parc de bâtiments régional.

Les analyses montrent la pertinence de la méthode bayésienne. Elles révèlent que les distributions a posteriori des paramètres du modèle sont moins diffuses que celles définies a priori: le processus inférentiel bayésien permet d'améliorer la connaissance des paramètres du modèle. On prouve également la robustesse du modèle par la validation croisée.

En conclusion, la méthodologie mise en œuvre montre que l'approche bayésienne permet de développer des modèles simplifiés mais robustes d'analyse physique de phénomènes agrégés complexes. Ce travail ouvre des perspectives de recherches prometteuses. On pourrait tenir compte d'autres usages thermosensibles comme les climatiseurs, le chauffage d'appoint et les chauffe-eau thermodynamiques et d'autres variables climatiques telles que la radiation solaire. De plus, le modèle pourrait être traité comme un modèle dynamique par la prise en compte de la dépendance temporelle des paramètres. Enfin, des réseaux bayésiens permettraient de distinguer différents usages thermosensibles dans différents secteurs du bâtiment, notamment le secteur résidentiel et le secteur tertiaire.

Mots clés : thermosensibilité, demande électrique, usages non-linéaire, modélisation hybride, analyse bayésienne

# 1. INTRODUCTION

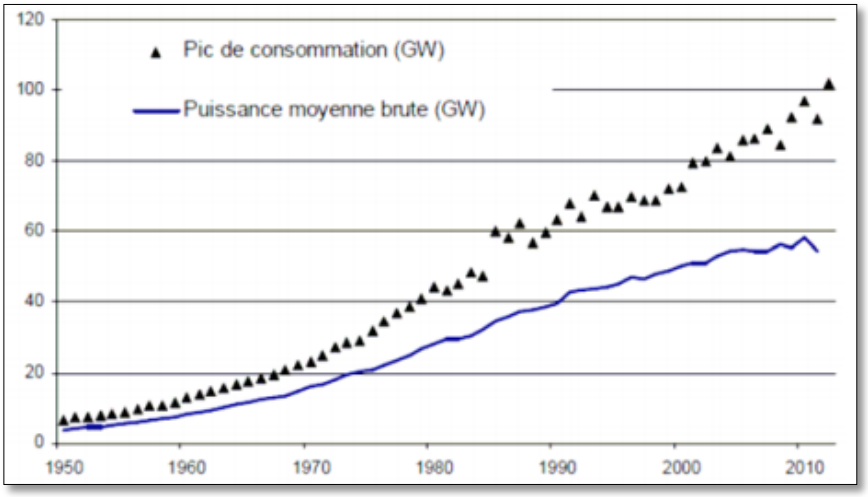
## 1.1 Contexte et Problématique

L'énergie électrique représente la première énergie finale utilisée en France. Omniprésente dans la vie quotidienne, l'électricité est un vecteur énergétique qui est utilisé dans quasiment tous les types d'activité humaine, de la production industrielle à l'usage ménager, en passant par l'agriculture et le commerce, pour faire fonctionner les machines, pour l'éclairage et le chauffage. L'électricité étant une énergie que l'on arrive à stocker aujourd'hui dans des proportions très limitées, il est nécessaire de disposer d'un parc de production dimensionné sur la pointe électrique et pas sur la consommation moyenne observée, tout en tenant compte de la mutualisation des moyens de production que permet l'interconnexion du réseau avec ceux des pays voisins. RTE est le gestionnaire du réseau de transport d'électricité en France. L'entreprise assure en permanence l'équilibre entre les offres de production et les besoins de consommation, qui varient avec la saison, l'heure, les conditions météorologiques...

Les dernières années ont remis au premier plan les enjeux de sécurité d'approvisionnement et de sûreté de fonctionnement des systèmes électriques. En 2005, la vague de froid qu'a subie l'Europe a conduit à des tensions sur l'équilibre entre l'offre et la demande [1].

Depuis plusieurs années en France, on observe une croissance importante de la pointe de consommation électrique (Figure 1.1) qui met en péril, lors des pics de consommation, l'équilibre entre la production et la demande d'électricité. L'hiver 2012 a révélé des charges de pointe très élevées. Un pic historique de consommation a été enregistré sur le réseau électrique français (102 GW). Comparativement aux années précédentes, les charges de pointe augmentent plus vite que la demande en énergie (Figure 1.1). Cette forte sensibilité croissante introduit des incertitudes à court terme, en particulier sur le contrôle des prévisions de charge et représente de nouveaux défis particulièrement pendant les vagues de froid hivernales. La pointe

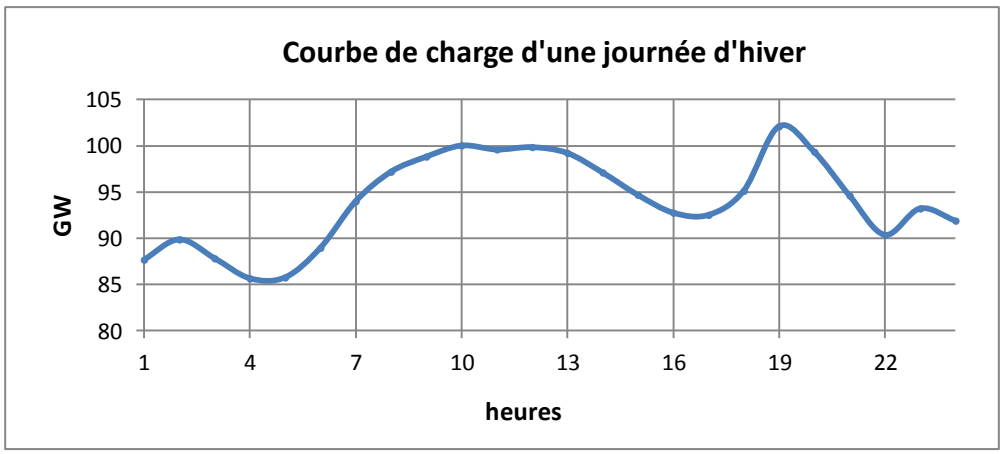
électrique pose à la fois le problème des émissions de $CO_2$ qu'elle suscite et le problème des investissements qu'elle rend nécessaire, ainsi que de leur rentabilité économique.




Source : Ministère de l'écologie, du développement durable et de l'énergie [2]

**Figure 1.1:** Croissance du pic de consommation et de la puissance moyenne brute au cours des années.

La consommation journalière d'électricité française atteint un pic à 19h en hiver, lors des périodes de froid (Figure 1.2). Cette pointe de consommation est le résultat de l'empilement des usages thermosensibles, de l'éclairage, et des usages qui dépendent du mode de vie (cuisson, TV, ordinateurs...).

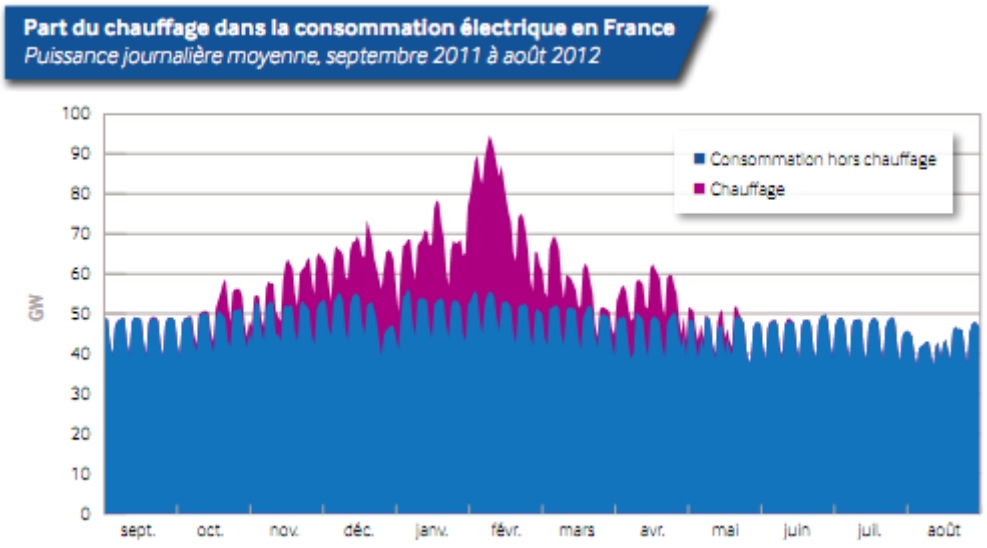



(Source: RTE)

**Figure 1.2:** Courbe de charge d'une journée ouvrable d'hiver.

Frachet (2013) [3] a mentionné que le secteur résidentiel est responsable de plus de 40% des consommations de pointe et selon les données de RTE, cela peut monter jusqu'à 50% lors des extrêmes pointes. Cette augmentation est principalement due à la part importante du chauffage électrique dans les logements résidentiels et dans le

tertiaire. Le chauffage électrique a un fort impact sur la consommation électrique française comme le montre la Figure ci-dessous.




Source: RTE Actualisation du Bilan Prévisionnel 2013 [4]

**Figure 1.3:** Part du chauffage dans la consommation électrique en France.

La pointe est d'autant plus élevée qu'il fait froid : on parle de la thermosensibilité de la demande, c'est-à-dire de la dépendance de la demande à la température de l'air extérieur. Les conséquences de la thermosensibilité sont importantes : de fortes consommations sur des périodes prolongées peuvent aboutir à des coupures ponctuelles de courant dans les zones les plus fragilisées, pannes d'électricité majeures et délestage peuvent survenir.

Un des enjeux importants pour un gestionnaire du réseau est le caractère non-linéaire de la thermosensibilité introduite par la pénétration croissante d'équipements tels que les pompes à chaleur. La consommation de ces appareils devient de plus en plus non-linéaire quand il fait plus froid étant donné que leurs performances se dégradent avec la température extérieure qui diminue. L'étude de la thermosensibilité de la demande d'électricité doit donc permettre de mieux comprendre l'impact relatif des différents usages thermosensibles sur la demande agrégée. Il n'est pas toujours possible de mettre en évidence statistiquement les phénomènes physiques liés à l'évolution de ces usages. A notre connaissance, la thermosensibilité non linéaire de la demande agrégée n'a pas fait l'objet de recherches détaillées. L'analyse des usages thermosensibles est un moyen d'initier des améliorations des modèles existants de demande électrique agrégée, qu'ils soient explicatifs ou prédictifs.

## 1.2 Objectifs et Méthodologie

Dans ce contexte, notre recherche vise à construire un cadre de modélisation qui permette :

- d'analyser les facteurs d'influence de la thermosensibilité à partir d'une description physique des usages thermosensibles
- de réaliser des diagnostics de ces paramètres d'influence tout en tenant compte des incertitudes associées.

Dans le Chapitre 2, on définit d'abord la thermosensibilité et la saisonnalité de la demande d'électricité. On réalise ensuite une analyse comparative des modèles de la thermosensibilité de la demande d'électricité. Dans un premier temps on s'intéresse aux modèles top-down qui sont capables de modéliser le comportement réel de la demande d'électricité mais qui négligent la description physique des usages. On s'intéresse ensuite aux modèles bottom-up basés sur une description physique des usages mais dont les paramètres ne sont pas ajustés sur la demande globale. On fait alors le choix d'une approche hybride de modélisation qui bénéficie des avantages des deux approches pour i) constituer un modèle physique simplifié de la part thermosensible de la demande à partir d'une description physique simplifiée des usages ii) ajuster les paramètres du modèle par une méthode de régression statistique sur la consommation réelle d'électricité. On décide d'utiliser le cadre bayésien qui fournit un moyen par lequel ces deux approches peuvent être combinées. Enfin, on classifie et sélectionne les usages thermosensibles à modéliser. On décide de limiter l'analyse de la thermosensibilité aux usages non linéaires affectés directement par le changement de température, c'est-à-dire les pompes à chaleur (PAC).

Dans le Chapitre 3, on développe un modèle physique simplifié de la part thermosensible de cette demande à l'échelle régionale, en se basant sur la thermique du bâtiment. Afin de modéliser la non-linéarité de la thermosensibilité due à la performance des PAC, on utilise des modèles dits pseudo-physiques de performance des PAC régressés sur des données constructeur. On détermine un coefficient de performance régional pour l'ensemble des PAC installées.

Le Chapitre 4 est consacré à l'analyse de la part thermosensible par l'approche bayésienne, qui permet de caler le modèle développé sur la demande réelle en tenant compte des incertitudes sur ces paramètres. On déduit des coefficients équivalents de

déperditions thermiques, une température intérieure équivalente ainsi que les parts du chauffage linéaire et non-linéaire pour le parc de bâtiments régional. Ensuite on fait l'étude de la sensibilité des inférences aux distributions a priori des paramètres. On prouve également la robustesse du modèle par la validation croisée.

Enfin, on synthétise au sein d'une conclusion générale, les principales contributions et les limites de notre recherche et les perspectives envisagées pour la poursuite de ce travail.

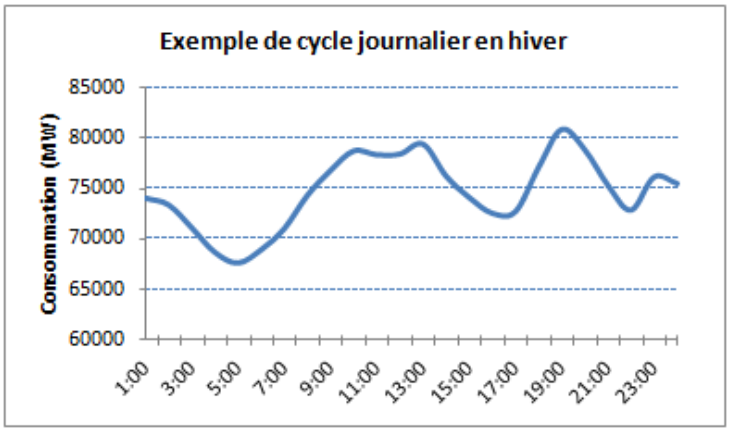
# 2. ESTIMATION DE LA THERMOSENSIBILITE DE LA DEMANDE ELECTRIQUE

Dans ce chapitre, on précise tout d'abord la distinction entre les consommations saisonnières et les consommations thermosensibles. On présente ensuite différentes approches pour l'analyse et l'estimation de la part thermosensible de la consommation d'électricité. On aborde d'abord l'approche top-down et les problèmes liés aux modèles existants pour la détermination de la part thermosensible. On explique ensuite comment l'approche bottom-up peut être complémentaire aux modèles top-down pour une meilleure estimation de la part thermosensible. Enfin, on introduit l'approche hybride qui bénéficie des avantages des deux approches.

## 2.1 Saisonnalité de la Demande d'Electricité

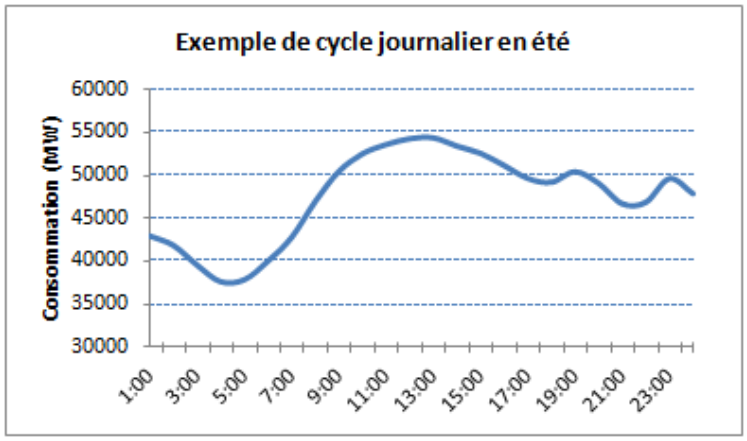
Les données de séries temporelles de consommation d'électricité représentent trois cycles saisonniers: journalier, hebdomadaire et annuel. Le cycle journalier reflète des pics (les heures de forte demande) et des creux (les heures de faible demande) de la consommation au cours de la journée. Le cycle hebdomadaire reflète la variation de la consommation entre jours ouvrés et week-end. Le cycle annuel est étroitement lié aux cycles des saisons et aux périodes de vacances [6].

Les données des historiques de la consommation d'électricité française montrent l'évolution cyclique de la demande d'électricité. Le profil de la consommation française sur une journée est caractérisé par quatre périodes: le creux de nuit qui correspond au minimum de la consommation sur les 24 heures de la journée, la pointe du matin, le creux d'après-midi et la pointe du soir. Le maximum de consommation est atteint à la pointe vers 13h en été (Figure 2.1a) et à la pointe du soir vers 19h en hiver (Figure 2.1b).




Source: Données publiques RTE [7]

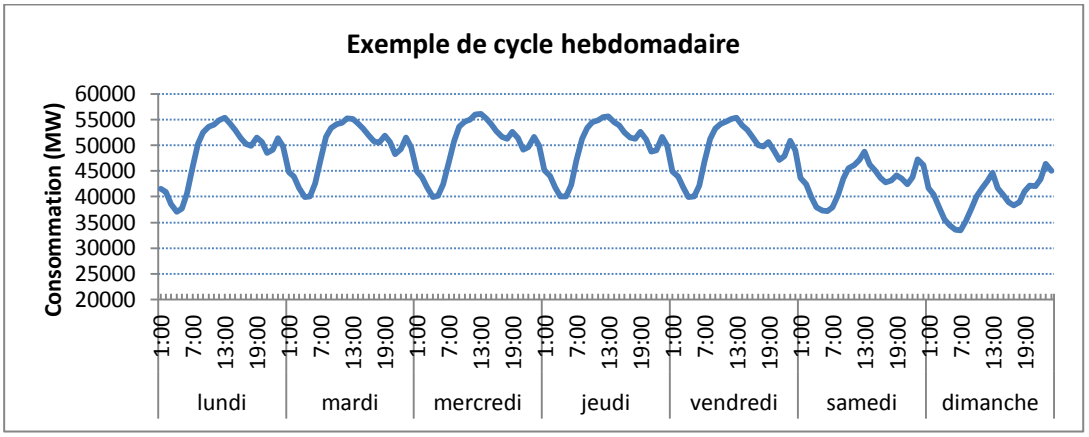
**Figure 2.1a:** Exemple de cycle journalier en hiver.




Source: Données publiques RTE [7]

**Figure 2.1b :** Exemple de cycle journalier en été.

Le cycle hebdomadaire est composé de cinq jours ouvrables où la consommation suit un même profil régulier (Figure 2.2). La consommation diminue le week-end en raison de la baisse d'activité.



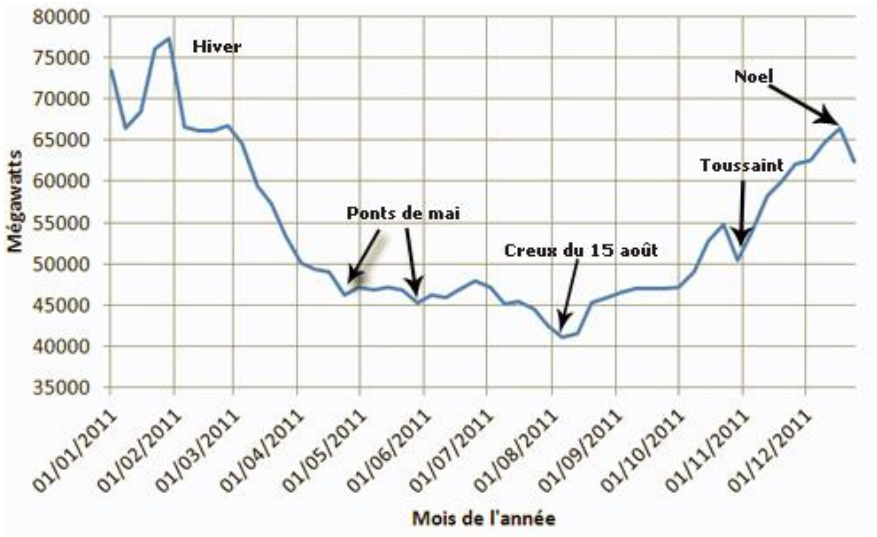

Source: Données publiques RTE [7]

**Figure 2.2 :** Exemple de cycle hebdomadaire en mi-saison.

Le cycle annuel connaît des variations saisonnières avec une pointe de consommation pendant l'hiver et un creux en été. L'évolution des conditions climatiques tout au long de l'année est à l'origine des variations cycliques annuelles de la consommation [8]. L'ampleur de la variation saisonnière de la consommation d'électricité est liée à la forte pénétration du chauffage électrique dans les secteurs résidentiel et tertiaire qui rend la consommation d'électricité française très sensible aux conditions climatiques. Cette sensibilité mène à une forte augmentation de la consommation en électricité l'hiver, creusant ainsi un écart entre les pointes de consommation d'hiver et les consommations d'été [9].

La saisonnalité de la demande d'électricité du secteur industriel est relativement plate, car une petite partie de sa consommation d'électricité seulement est utilisée pour le chauffage et la climatisation. Les variables économiques jouent un rôle plus important que les facteurs liés aux conditions météorologiques.

L'impact de l'activité économique sur la courbe de charge nationale est observable (creux de consommation au moment des vacances d'été) et hebdomadaire (consommation moindre le week-end). Ainsi, les jours fériés modifient fortement le profil de la consommation (Figure 2.3).




Source : Au-delà des lignes [10]

**Figure 2.3 :** Courbe de consommation d'électricité en France, en 2011.

Tous ces cycles reflètent l'influence de l'activité économique et humaine, les effets calendaires et les conditions météorologiques. Ce sont les principaux facteurs à

prendre en considération afin de construire un modèle de prévision de consommation efficace [11].

Il est important de décomposer la charge en deux composantes :

- Une partie *« régulière »* qui reflète la tendance et la saisonnalité indépendante de la météo.
- Une partie *« thermosensible »* qui dépend de la météo (principalement de la température).

La partie dite *régulière* représente la consommation qui ne dépend pas de l'aléa climatique mais qui peut présenter des cycles annuels très marqués comme la consommation du secteur industriel ainsi que les usages comme l'éclairage, la cuisson, les produits bruns… Ces variations sont liées au rythme imposé par les saisons ou encore par des activités économiques et sociales [12]. Cette composante est une fluctuation de la demande au-dessus et en-dessous de la tendance et qui se répète à intervalles réguliers (semaine, mois, trimestre ou selon d'autres intervalles). Selon Bruhns et al. [11], la saisonnalité de la consommation électrique est assez similaire à celle des activités économiques, avec un effet supplémentaire créé par le changement d'heure en été et en hiver.

De nombreuses techniques de modélisation ont été adoptées dans la littérature pour répondre à la complexité de la saisonnalité. Les choix de modélisation de la saisonnalité dépendent de l'horizon temporel de prévision.

Munoz et al. (2010) [13] ont présenté une étude de synthèse sur les méthodes de prévisions à court terme. Ils ont reporté que la plupart des modèles de prévision à court terme ignore le cycle annuel, en se concentrant sur les cycles hebdomadaires et journaliers (comme les travaux de Weron (2006) [14] et Taylor (2008) [15]).

Par ailleurs, ils ont mentionné que certains auteurs ont récemment proposé la modélisation explicite de la tendance et de la saisonnalité annuelle. Par exemple, Soares et Medeiros (2008) [16] ont modélisé l'évolution de la charge comme une fonction déterministe du produit intérieur brut, alors que Dordonnat et al. (2008) [17] ont estimé les tendances locales pour chaque heure de la journée. En ce qui concerne le cycle annuel, Dordonnat et al. (2008) [17] et Soares et Medeiros (2008) [16] l'ont modélisé comme une combinaison de sinus et cosinus, comme dans une décomposition de Fourier.

La saisonnalité annuelle a été abordée dans la littérature par la décomposition de Fourier [14, 16, 18, 19]. En général, un seul modèle avec des variables muettes et des fonctions trigonométriques est utilisé pour modéliser les effets saisonniers [11]. En dehors de la décomposition de Fourier, la saisonnalité annuelle peut être traitée par des variables muettes mensuelles [20].

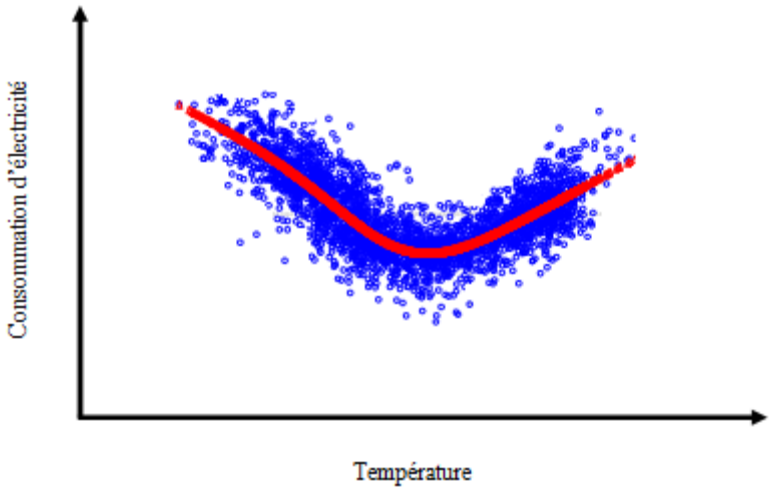
Lors de la modélisation de la charge horaire, la forme de la courbe de charge pour chaque jour dans le cycle hebdomadaire doit être modélisée de manière appropriée. Selon Munoz et al. (2010) [13], il existe deux approches principales pour traiter les profils intra-journaliers: un modèle à équation unique pour toutes les heures et un modèle à plusieurs équations pour les différentes heures de la journée. La première approche permet de modéliser la dynamique intra-journalière et hebdomadaire, comme le modèle ARIMA saisonnier ou la méthode de lissage exponentiel (voir, par exemple Taylor (2003) [21]). Une autre approche plus étendue consiste à traiter chaque heure comme une série temporelle séparée. La version la plus simple de cette approche utilise 24 modèles indépendants sur une échelle de temps journalier. Les versions plus sophistiquées comprennent des modèles de vecteurs où les équations pour chaque heure sont liées. Cette stratégie a été adoptée par plusieurs chercheurs [16, 17, 18, 20].

Le modèle utilisé par RTE pour la prévision de consommation utilise une décomposition des séries temporelles et une série de Fourier pour tenir compte de la saisonnalité annuelle [22].

## 2.2 Thermosensibilité de la Demande d'Electricité

Les conditions météorologiques ont une influence significative sur la demande d'électricité. Les facteurs météorologiques tels que la température, le rayonnement solaire, l'humidité, la vitesse du vent, la nébulosité et la précipitation ont été utilisés comme des variables exogènes pour améliorer les prévisions de consommation d'électricité [13]. Une enquête sur la prévision de consommation électrique [23] a indiqué que sur 22 rapports de recherche examinés, 19 études ont utilisé la température comme variable exogène, seulement six d'entre eux ont utilisé d'autres paramètres météorologiques supplémentaires. Les documents plus récents confirment que la majorité des auteurs supposent que la température est la variable météorologique principale qui influence la demande d'électricité [24-31].

La relation entre la consommation d'électricité et la température est très complexe pour plusieurs raisons. Principalement, la relation entre la demande d'électricité et la température est non-linéaire. Différents auteurs [24-29] ont rapporté une relation similaire en forme de U entre la demande d'électricité et la température extérieure illustrée dans la Figure ci-dessous.



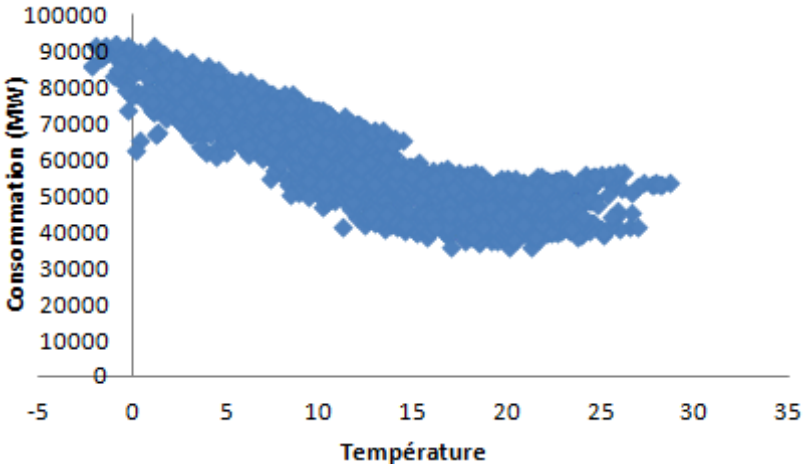

Source : Moral-Carcedo et Vicens-Otero (2005) [28]

**Figure 2.4 :** Relation entre la demande d'électricité et la température extérieure.

Selon Henley et Peirson (1997) [30], cette réponse provient des différences entre la température extérieure et la température de consigne intérieure. Lorsque la différence entre la température extérieure et intérieure augmente, le démarrage du chauffage ou de la climatisation cause une augmentation de la demande d'électricité. Par ailleurs, cette réponse de la demande est asymétrique, c'est-à-dire 1°C en plus lorsqu'il fait chaud et 1°C en moins lorsqu'il fait froid n'a pas le même impact sur la charge [26]. La courbe de la demande dépend particulièrement des caractéristiques climatiques de la zone géographique qui conditionnent le type d'équipements installés, et des conditions dans lesquelles ils fonctionnent. Cancelo et al. (2008) [29] soulignent que selon l'étude de Smith (2000) [30], la relation entre la température et la consommation d'électricité est différente pour les jours ouvrés et les jours non-ouvrés à cause de la différence de l'utilisation de systèmes de chauffage et de climatisation entre le secteur tertiaire et le secteur résidentiel. De plus, il existe un effet dynamique en raison de l'inertie thermique des bâtiments ; la charge à l'instant *t* ne dépend pas uniquement de la température à l'instant *t*, mais aussi des températures des jours précédents [32]. Il peut y avoir aussi l'effet de saturation à cause de la capacité limitée des appareils de chauffage et de climatisation installés. Dans ce cas,

il n'y aura aucune augmentation de la consommation d'électricité lorsque la température dépasse un certain niveau de saturation [30].

Les données publiques (RTE) de la consommation d'électricité à 19h de la période 2006-2010 permettent d'illustrer la relation entre la consommation et l'indice de température[1] France (Figure 2.5). On observe qu'en dessous d'une température seuil autour de 15°C, la variation de consommation est proportionnelle à la variation de température. La température seuil correspond à la température au-dessus ou en dessous de laquelle on considère qu'une variation de la température entraine une variation de la consommation [33]. Schématiquement elle renvoie à la température à partir de laquelle les chauffages ou la climatisation sont activés.




Source: Données publiques RTE [7]

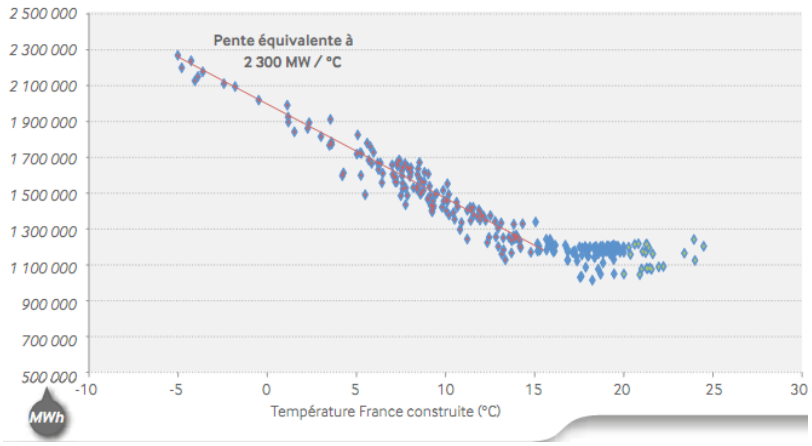
**Figure 2.5 :** Dépendance de la consommation électrique à la température extérieure.

Selon RTE [33], la sensibilité de la consommation à la température se définit comme le lien qui existe en-dessous (pour l'hiver) ou au-dessus (pour l'été) d'une certaine température, entre les consommations d'électricité et la température. La thermosensibilité représente la réponse rapide de la consommation à une variation de températures et est donc à distinguer de la composante cyclique/saisonnière de la courbe de consommation.

[1] L'indice de température France est calculé à partir de 32 stations météorologiques réparties sur le territoire français

Selon le modèle de consommation développé à RTE [22], la sensibilité de la consommation d'électricité à la température est quantifiée pour une année donnée par plusieurs paramètres utilisés par exemple pour le lissage des températures qui intègre les effets d'inertie et les apports gratuits par ensoleillement, l'identification des seuils ou encore des gradients. Selon le Bilan Prévision publié par RTE en 2012 [34]:

- pour l'hiver 2012, 1°C en moins induit, vers 19h, une augmentation de la consommation électrique nationale d'environ 2300 MW. Sur la Figure 2.6 la droite rouge de pente équivalente à 2 300 MW/ ˚C correspond à ce qu'il est convenu d'appeler le « gradient d'hiver ».
- pour l'été 2012, 1°C en plus induit, vers 13h, une augmentation de la consommation électrique d'environ 500 MW. Cette pente équivalente à 500 MW/˚C est appelé le « gradient d'été ».

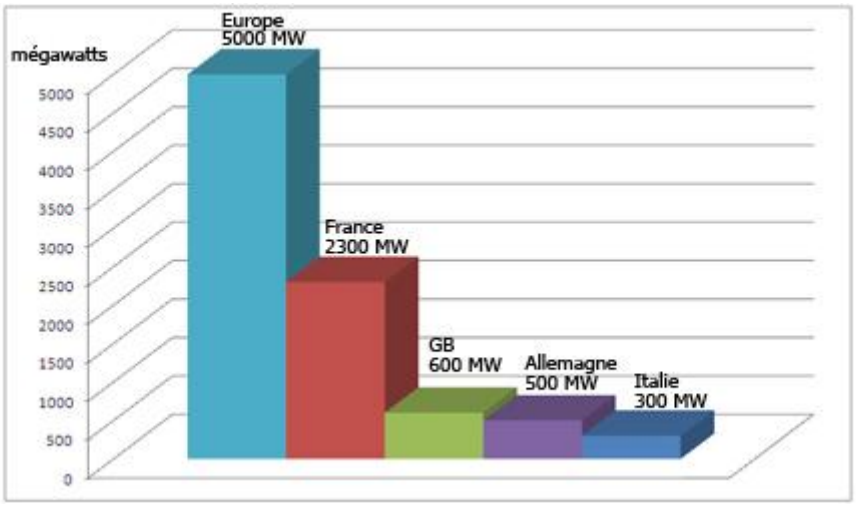



Source : RTE, Bilan Electrique 2012 [34]

**Figure 2.6:** Consommation électrique journalière en fonction de la température lissée.

Ces gradients sont des paramètres intrinsèques au modèle de correction climatique qui représentent le lien entre la puissance et la température lissée pour une année donnée. Chaque année RTE ré-estime l'ensemble des paramètres de son modèle sur la base des mesures de consommation collectées.

Dans le bilan prévisionnel publié en 2012 [34], RTE observe que sur les dix dernières années, la pointe électrique a augmenté 2,5 fois plus vite que l'énergie consommée. La thermosensibilité de la consommation française représente près de la moitié de celle de l'ensemble des pays européens (Figure 2.7).



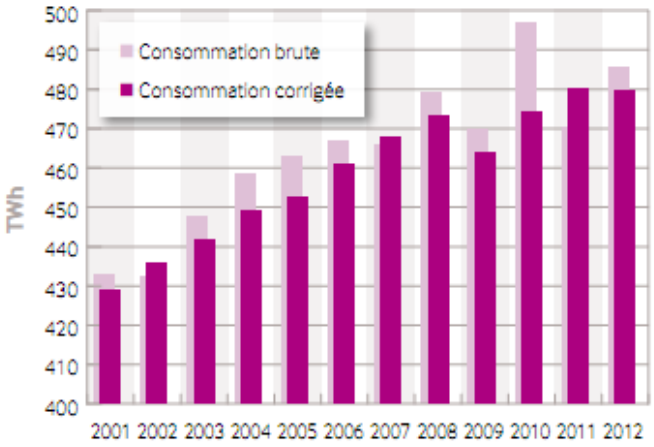

Source : RTE, « La vague de froid de février 2012 » [35]

**Figure 2.7 :** Sensibilité de la consommation électrique à la température extérieure en France et en Europe.

Le gradient d'hiver dont la valeur varie au cours de la journée, a augmenté de 35% à 19h, entre l'hiver 2001-2002 et l'hiver 2011-2012. Cette période d'hiver a également révélé des charges de pointe très élevées. Ainsi, le maximum de consommation est passé de 75 000 MW dans les années 2000 à plus de 100 000 MW pendant l'hiver 2012 [34].

Pour mieux analyser l'évolution de la demande et comparer des années climatiquement différentes, il faut quantifier leur degré de dépendance aux conditions climatiques et corriger les données en conséquence. La correction climatique consiste à évaluer, au moyen d'un modèle statistique, le niveau de consommation qui aurait été constaté pour un climat de référence [36]. Le climat de référence retenu par RTE est représentatif de la décennie 2011-2020. Il est constitué de chroniques trihoraires de température pour tout un jeu de stations météo. Il a été élaboré en 2011 par Météo France pour répondre aux besoins du secteur de l'énergie de prendre en considération les effets du changement climatique. En ce sens les températures de référence se distinguent des températures normales qui désignent le résultat de calculs arithmétiques fondés sur les valeurs de température observées à un endroit donné au cours d'une période spécifique. L'Organisation Météorologique Mondiale [37] considère qu'une période de 30 ans est assez longue pour éliminer les variations interannuelles. Les valeurs de température en temps réel sont comparées aux normales climatiques d'un endroit pour déterminer si elles sont inhabituelles ou à quel point elles s'éloignent de la normale [38].

Cette correction climatique permet de mieux expliquer les variations de consommation en séparant les aléas de climat des aléas économiques ou des tendances à long terme. En France, RTE publie des consommations d'électricité corrigées du climat (Figure 2.8). En 2012, la consommation corrigée de l'aléa a atteint 479,4 TWh. La consommation brute a augmenté de 2,1% comparativement à 2011, atteignant 489,5 TWh.




Source : RTE, Actualisation du Bilan Prévisionnel de l'équilibre offre-demande d'électricité en France, 2013 [4]

**Figure 2.8 :** Consommation électrique brute et corrigée de l'aléa climatique en France continentale (hors activité d'enrichissement d'uranium).

Selon Febvre et Drozdowski (2013) [39], l'apparente stabilité de la consommation d'électricité à climat normal cache une progression régulière des segments les plus thermosensibles. Ils ont souligné que si la consommation électrique française corrigée du climat semble se maintenir aux alentours de 480 TWh par an, cette apparente stabilité est le résultat d'un double effet: recul des consommations de la grande industrie à un rythme de -4% par an attribué au contexte de crise économique et progression régulière des consommations des particuliers et professionnels depuis 2002, au rythme de +2,4% par an en 2012. Cette évolution de la structure du parc consommateur augmente la thermosensibilité du parc français. Les conséquences sur la sensibilité de la consommation électrique à la température sont très importantes, surtout pendant les périodes de vague de froid. La capacité du réseau pourrait être insuffisante pour fournir la charge qui augmente, surtout aux heures de pointe. Ceci peut amener à délester des clients et dans le pire des cas à une insuffisance de l'approvisionnement susceptible de générer des dommages aux infrastructures et un black-out (effondrement du réseau électrique qui peut être la conséquence d'une pénurie s'étant aggravée ou d'un problème technique imprévu).

## 2.3 Estimation de la Thermosensibilité de la Demande Electrique par des Approches Conventionnelles

### 2.3.1 Modèles Top-Down pour Analyser la Thermosensibilité

Partant d'une représentation agrégée, un modèle top-down propose une vision globale et descendante. Les variables utilisées sont de nature macro-économique (l'énergie consommée sur des mailles géographiques agrégées par exemple). Les modèles sont construits sur des estimations économétriques permettant des résultats fiables à court terme, et sont complétés par des constructions microéconomiques qui permettent une meilleure vue à long terme. Cette approche privilégie l'intégration économique globale, en revanche, son degré de raffinement technologique est faible, l'empêchant par exemple d'évaluer l'essor d'une nouvelle technologie [40].

Les modèles top-down désagrègent la consommation totale en différentes composantes comme illustré dans la Figure 2.9. La plupart des modèles existants décompose la consommation totale en une partie régulière, une partie météo-sensible, une partie qui dépend des événements spéciaux et une composante aléatoire [21, 41].

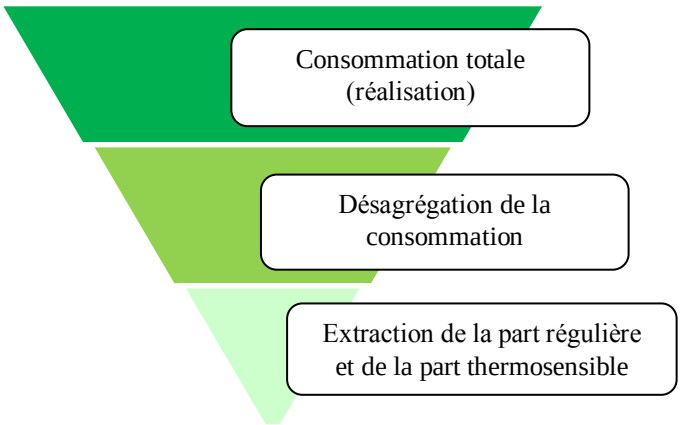



**Figure 2.9:** Démarche de l'approche top-down.

Dans la partie suivante, on aborde d'abord les différents modèles pour estimer la part thermosensible de la consommation. Ensuite, on décrit le modèle de prévision de type « top-down » utilisé par RTE. Les hypothèses et les paramètres du modèle pour l'identification de la partie thermosensible de la consommation sont détaillés. Par ailleurs, on discute les avantages et les inconvénients des modèles existants. Enfin, on introduit une méthode simple permettant d'estimer la part thermosensible.

### 2.3.1.1 Revue sur les modèles existants

Il existe deux grandes catégories de méthodes top-down pour modéliser la relation entre la température et la demande d'électricité : les méthodes paramétriques et non-paramétriques.

Les méthodes paramétriques formulent un modèle mathématique ou statistique de la consommation par l'examen des relations qualitatives entre la consommation et les facteurs qui l'affectent. Les paramètres de modèles sont estimés à partir de données historiques. La pertinence de modèles est vérifiée par l'analyse des résidus du modèle [42]. Parmi ces modèles paramétriques, les modèles les plus populaires sont encore ceux de régression linéaire. Ces modèles sont attirants pour leurs facilités d'application et la compréhension de la relation entre les variables d'entrée et de sortie. Cependant, ils sont essentiellement des outils linéaires, et les séries de consommation qu'ils tentent d'expliquer sont connues pour être des fonctions non-linéaires des variables exogènes [23].

La plupart des études existantes [25-27, 32, 43-45] utilisent des modèles linéaires par morceaux avec deux variables climatiques : les degrés jours de chauffage (*HDD*) et les degrés-jours de climatisation (*CDD*). Les degrés-jours sont devenus particulièrement populaires pour les études portant notamment sur la demande d'énergie résidentielle pour le chauffage et la climatisation [46-47]. Selon cette approche, la demande d'électricité est liée à la différence entre la température extérieure et la température intérieure. Les degrés jours sont définis comme [48]:

$$HDD = \sum_{nd} (T^* - T_t) \; ; \; 0$$
$$CDD = \sum_{nd} (T_t - T^*) \; ; \; 0 \qquad \textbf{(2.1)}$$

où

*nd* *nombre de jours d'une année donnée*

*T** *température de seuil de chauffage ou de climatisation*

$T_t$ *température observée le jour t*

*HDD* et *CDD* représentent le nombre de jours où la température est respectivement en-dessous et au-dessus des seuils de climatisation et de chauffage prédéterminés, et pondéré par le nombre de degrés de dépassement. Le seuil est la température au-dessus ou en-dessous de laquelle les appareils de chauffage ou la climatisation

démarrent. Ces deux variables mesurent indirectement la demande de chauffage et de climatisation et permettent de segmenter les variations de température et donc de capter facilement l'augmentation de la demande d'électricité [48].

Cependant, cette méthode présente également quelques inconvénients. Comme l'a mentionné De Cian et al. [49], elle est dépendante d'une température de seuil et suppose que le passage du chauffage à la climatisation (ou vice versa) est soudain (Figure 2.10). Mais l'adaptation aux changements de température est susceptible d'être progressif. En plus, il n'existe pas une définition unique de la valeur de la température de seuil. Cette approche s'appuie sur un choix arbitraire de cette valeur au lieu d'estimer les niveaux de température qui dominent les comportements. Par exemple, Valor et al. (2001) [26] et Pardo et al. (2002) [27] ont supposé que la température de seuil est 18°C tandis que Mirasgedis et al. (2007) [45] ont supposé 18,5°C. Dans la plupart des cas 18°C est utilisé comme température de seuil.

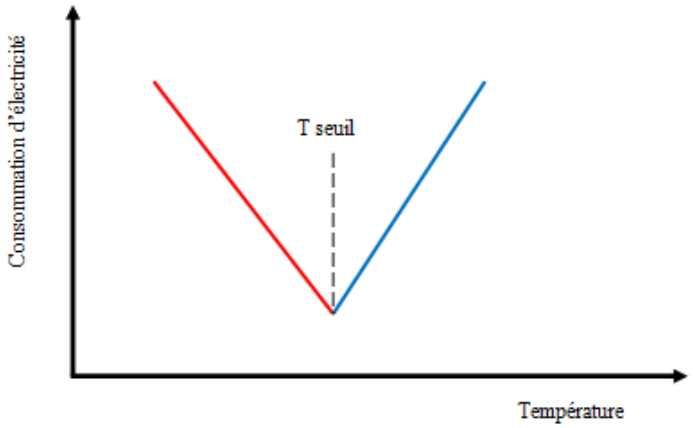



**Figure 2.10 :** Méthode de degré-jour avec une température de seuil.

Pour un certain intervalle de températures modérées, la demande pourrait être insensible à la température, il n'y aurait alors ni besoin de chauffage ni besoin de climatisation. L'utilisation de deux différents seuils pour les *HDD* et les *CDD* est également fréquente dans la littérature, avec un seuil de *HDD* à 18 ° C et un seuil de *CDD* à une température plus élevée (Figure 2.11) [25, 50].

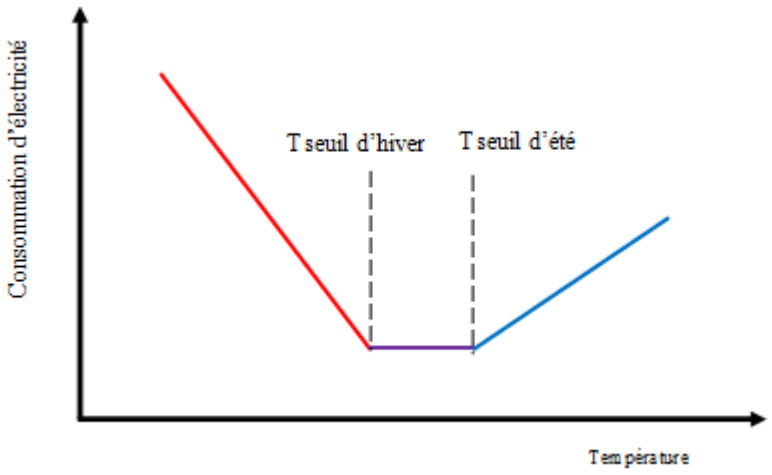



**Figure 2.11 :** Méthode de degré-jour avec deux températures de seuil.

Les études plus récentes, Moral-Carcedo et Vicens-Otero (2005) [28] et Bessec et Fouquau (2008) [51] ont estimé les températures de seuil en utilisant des modèles de régression non-linéaires. Ils ont utilisé des fonctions de la température qui permettent une transition d'un régime froid à un régime chaud. Les fonctions de transition peuvent être linéaires par morceaux ou lisses (exponentielle ou logistique). La limite de ces modèles est le choix de la fonction de transition [52].

Une autre solution consiste à utiliser des modèles non-paramétriques ou semi-paramétriques pour estimer la relation non-linéaire entre la demande d'électricité et la température [14,33]. Le principal avantage de la régression non-paramétrique est qu'elle ne suppose aucune forme spécifique pour l'estimateur, ce qui lui donne beaucoup plus de flexibilité. Elle peut donc être utilisée pour décrire la relation entre la consommation d'électricité et la température lorsque le modèle linéaire ne s'applique pas, ou pour suggérer la forme que devrait prendre un modèle de régression paramétrique [53]. Le choix d'une approche non paramétrique ne doit se faire que si les données à analyser sont suffisamment riches en informations pour permettre de déterminer la structure du modèle, et les nombreux paramètres correspondant, lors de la phase de régression [54]. Il existe plusieurs méthodes de régression non paramétrique. Les plus connues sont les fonctions de lissage loess, la méthode du noyau, ainsi que les fonctions splines [53].

Les modèles non paramétriques présentent l'inconvénient de ne pas spécifier analytiquement le lien entre la consommation électrique et la température. Lefieux (2007) [22] précise qu'un des inconvénients majeurs de ces modèles est de ne pas

converger rapidement dès que le nombre de variables à prendre en compte est grand. Ce problème se traduit en pratique par des erreurs d'ajustement importantes. Les erreurs obtenues peuvent être de l'ordre de 10% au niveau de la pointe de consommation, ce qui n'est pas acceptable en pratique [22]. Pour contourner cette difficulté, une partie paramétrique peut alors être incluse dans le modèle non-paramétrique. Ce modèle devient ainsi semi-paramétrique. Un des modèles semi-paramétriques importants dans la littérature est le modèle de régression linéaire partiel introduit par Engle et al. (1986) [24] pour étudier l'effet des conditions météorologiques sur la demande d'électricité. En France, Lefieux (2007) [22] a développé un modèle semi paramétrique pour la prévision de consommation. Il a obtenu des résultats prometteurs mais la convergence des estimateurs n'a pas pu été démontrée. Il a noté que le temps de calcul peut devenir important pour caler correctement le modèle. Powell (1994) [55] a affirmé que les estimateurs des modèles semi-paramétriques sont généralement moins efficaces que les estimateurs d'un modèle paramétrique correctement spécifié, et sont toujours sensibles à l'erreur de spécification de la fonction structurelle ou aux autres composants paramétriques du modèle.

Tous ces modèles décrits ci-dessus utilisent la température sous une certaine forme, que ce soit les degrés-jours de chauffage / climatisation, la température brute ou la température lissée. Ils créent des fonctions basées sur les données de températures qui sont ensuite ajustées en fonction de données de consommation. L'ensemble de ces approches utilisent une technique de régression et le meilleur ajustement est utilisé comme critère. Cependant, même si les modèles fournissent de bons ajustements statistiques, en pratique, les données sont assez bruitées et pourraient rendre les modèles indéterminés en ce qui concerne la séparation entre la partie thermosensible et la partie régulière. Comme le soulignent Engle et al. (1986), [24] le modèle de régression est trop réducteur et ne permet pas de prendre en compte toutes les interactions. L'identification des composantes saisonnières et thermosensibles réalisée par ces modèles ne semble donc pas bien saisir les interactions complexes entre la demande d'électricité et la température en raison de la présence de non-linéarités [22]. Une solution est d'avoir une connaissance a priori sur la partie régulière et thermosensible. Quand on n'a pas les données nécessaires pour les déterminer, on peut restreindre l'ajustement de régression pour qu'il corresponde à

une certaine mesure empirique [56]. Reichmuth (2008) [56] a proposé une approche servant comme une mesure empirique pour déterminer la puissance hors aléa climatique. Cette mesure est basée sur le fait que la part thermosensible de la demande d'électricité est plus faible quand les températures sont plus clémentes. On peut utiliser cette connaissance afin de séparer la partie régulière et la partie thermosensible de la consommation. On propose dans l'Annexe A, une méthode similaire à celle de Reichmuth pour séparer la part thermosensible de la part régulière. Cette méthode présente un avantage important qui est sa simplicité d'application. Ainsi, quelqu'un n'ayant pas accès à des données détaillées de consommation d'électricité (e.g. données par usages/par clients) pourra obtenir des résultats acceptables avec cette méthode (voir Annexe A pour plus de détails).

Un autre inconvénient de ces modèles est qu'ils ne sont pas basés sur une connaissance des lois régissant physiquement les liens entre les consommations d'électricité et les caractéristiques des usages. Moral-Carcedo et Vicens-Otero (2005) [29] ont conclu que la demande d'électricité estimée peut être significativement affectée par des facteurs non inclus explicitement dans les modèles tels que l'équipement installé et les différences des températures régionales. Les systèmes énergétiques qui affectent fortement la partie sensible à la température de la demande ne sont pas explicitement modélisés ainsi que les perturbations liées aux gains solaires et gratuits et à l'inertie des bâtiments. De plus, pour estimer les effets des nouvelles technologies ou d'un programme de gestion de la demande, les modèles devraient inclure les paramètres physiques qui seront influencés par ces changements et les saturations des usages thermiques et d'autres appareils.

#### 2.3.1.2 Modèle RTE : METEHORE

Parmi les modèles top-down, les modèles de prévision de consommation utilisés par les gestionnaires du réseau électrique présentent une meilleure estimation de la part thermosensible et de la part régulière de la consommation grâce à une fine description des composantes de la demande. En France, RTE modélise la consommation grâce au modèle METEHORE [22]. Ce modèle est un modèle de régression où à chaque moment de l'année la consommation d'électricité est décrite par quatre composantes (Eq. 2.2). La puissance consommée (P) est décomposée heure par heure (h), jour par jour (j) et pour plusieurs années successives (n):

$$P = PHC + PCH + P^{eff} + \varepsilon \quad \textbf{(2.2)}$$

où

| | |
|---|---|
| *PHC* | *puissance hors aléa climatique, liée à l'activité économique* |
| *PCH* | *puissance dépendant de l'aléa climatique* |
| $P^{eff}$ | *puissance électrique correspondant à l'effacement de consommation aux jours de pointe.* |
| $\varepsilon$ | *résidu (erreur) de la modélisation* |

La première composante (PHC) regroupe les facteurs indépendants des conditions météorologiques (tendance, saisonnalité annuelle, jour de la semaine, moment dans la journée), tandis que le deuxième (PCH) capture les effets climatiques et dépend entre autres d'une température reconstruite qui intègre différentes inerties [57].

Le modèle de régression retenu par RTE s'écrit :

$$P_{h,j,n} = \left(\sum_{k=1}^{7} \Pi_{h,k,n} . \mathrm{I}_{\{\text{jour j de type k}\}}\right) . f_h \quad \textbf{(2.3)}$$

*Puissance hors aléa climatique (PHC)*

$$+\sum_{k'=1}^{5} P^{eff}_{h,k',n} . \mathrm{I}_{\{\text{jour j EJP de type k'}\}}$$

*Puissance effacée par le tarif EJP*

$$+ g^{hiver}_{h,n} . F_{hiver}(TR^{hiver}_{h,j,n}, T^{seuil\ hiver}_{h}) + g^{été}_{h,n} . F_{été}(TR^{été}_{h,j,n}, T^{seuil\ été}_{h})$$

*Puissance dépendant de l'aléa climatique (PCH)*

$$+\varepsilon_{h,j,n}$$

*Résidu*

On note h l'heure du jour j de l'année n. La puissance hors aléa climatique (PHC) dépend d'une part du type de jour considéré (lundi, mardi, mercredi…, dimanche) et d'autre part d'une fonction de saisonnalité ($f_h$) de la consommation hors chauffage estimée heure par heure. La fonction de saisonnalité comprend les sauts liés au passage à l'heure d'hiver en octobre et à l'heure d'été en mars (Eq. 2.4).

$$f_h(j) = 1 + \sum_{m=1}^{4} \left[ a_h \cos\left(\frac{2\pi m j}{365}\right) + b_h \sin\left(\frac{2\pi m j}{365}\right) \right]$$

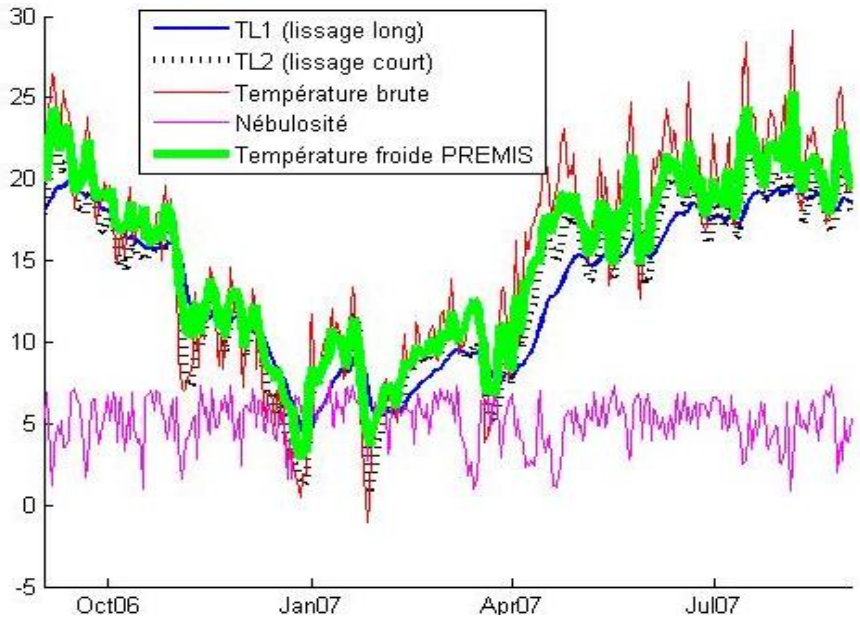
$$+S_h^{octobre}.\mathrm{I}_{\{\text{jour j avant changement d'heure d'octobre'}\}} \\ +S_h^{mars}.\mathrm{I}_{\{\text{jour j avant changement d'heure de mars'}\}} \quad \textbf{(2.4)}$$

De plus, un effacement de puissance ($P^{eff}$) est estimé pour les jours EJP (Effacement Jour de Pointe). L'existence des EJP tient à la politique tarifaire développée par EDF qui propose un prix avantageux toute l'année sauf sur 22 jours de forte consommation en hiver où s'applique un prix incitant les clients ayant souscrit à cette offre tarifaire à réduire leur consommation. Cette tarification permet de faire chuter la demande rendant ainsi plus facile la gestion des jours de pointe [21].

La puissance dépendant de l'aléa climatique (PCH) considère deux variables climatiques prédictives: la température et la nébulosité. La nébulosité ($N_{h,j,n}$) qui désigne la couverture nuageuse est prise en compte dans le calcul de la température reconstruite (TR), dont la valeur est estimée heure par heure par le modèle pour identifier la part chauffage de la consommation. La température reconstruite ($TR_{h,j,n}$) traduit d'une part l'inertie des bâtiments qui réagissent avec retard aux variations de température et d'autre part la l'inertie du comportement des habitants vis-à-vis du confort recherché. Elle est une combinaison de la valeur de la température brute ($T_{h,j,n}$) et de deux températures lissées ($TL_{h,j,n}$) ainsi que de la nébulosité ($N_{h,j,n}$).

$$TR_{h,j,n}^{hiver} = \frac{1}{1+\alpha_h+\beta_h}\left(T_{h,j,n} + \alpha_h TL_{h,j,n}^{1} + \beta_h TL_{h,j,n}^{2}\right) + \mu_h\left(8 - N_{h,j,n}\right) \quad \textbf{(2.5)}$$

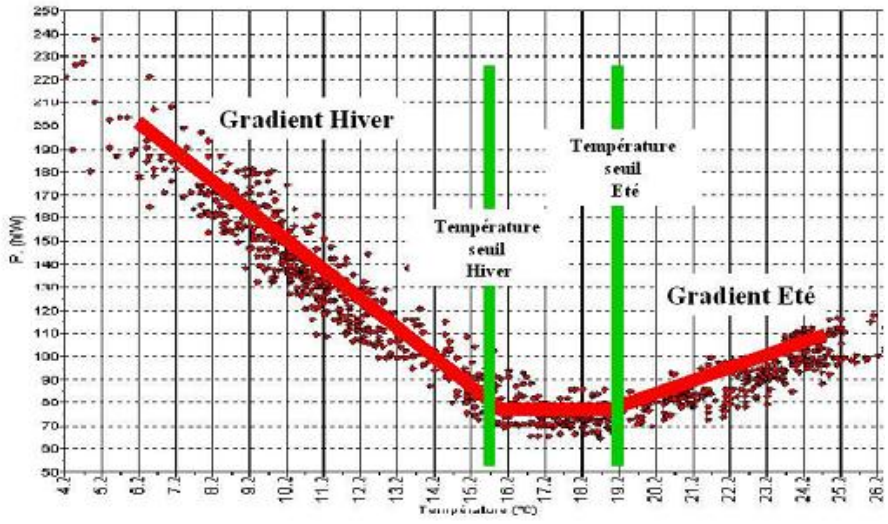
Les températures lissées ($TL_{h,j,n}$) sont introduites pour rendre compte de la dynamique du chauffage électrique. Du fait de l'inertie thermique des bâtiments et de l'inertie comportementale, la demande d'électricité pour le chauffage ne réagit pas instantanément aux variations de température extérieure. Cet effet est pris en compte par un lissage temporel des brutes températures brutes (obtenu en calculant une moyenne pondérée de la température instantanée et des températures passées, avec un poids décroissant avec l'éloignement dans le temps). Les coefficients de pondération permettant de relier au mieux les variations de demande aux variations de température lissée sont issus d'analyses statistiques mises à jour régulièrement [58]. Dans la Figure 2.12, les températures brutes et lissées sont représentées.




Source : RTE

**Figure 2.12 :** Représentation de la température brute et lissée et de la nébulosité.

Une autre température reconstruite destinée à identifier les besoins en climatisation est calculée sur un principe similaire avec une seule inertie. C'est en référence à ces valeurs de température reconstruite que sont calculés les gradients de température ($g^{hiver}$ et $g^{été}$). Ces gradients sont différents selon les heures. Le volume sensible à l'aléa climatique se calcule en multipliant le gradient (estimé par heure et par année) par la différence entre la température reconstruite et la température seuil [22]. Cette relation entre puissance et climat est quasiment linéaire par morceaux (Figure 2.13).




Source : Lefieux (2007) [22]

**Figure 2.13 :** Relation entre puissance et climat.

Le modèle comporte un nombre élevé de paramètres (un millier environ) et nécessite comme historique, une longue période d'estimation pour garantir la robustesse de son estimation [57]. Les différents paramètres sont estimés de manière itérative par la méthode des moindres carrés et un algorithme d'optimisation (Hook et Jeeves) [22].

Même si le modèle de RTE est très performant en pratique et permet de satisfaire, aujourd'hui encore, les exigences et les besoins de RTE, les experts considèrent que ce type de modèles est très difficile à modifier pour faire face aux nouveaux enjeux (e.g. l'évolution des usages, la mise en place de nouveaux dispositifs de la maîtrise de la demande d'électricité) du domaine [57]. La qualité des prévisions est un enjeu fort pour RTE mais aussi pour l'ensemble des acteurs du marché de l'électricité. Même si les prévisions actuelles ont globalement de bonnes performances, il convient néanmoins d'améliorer leur qualité afin d'éviter des erreurs de prévision trop importantes et de fait pénalisantes tout particulièrement pendant les périodes tendues d'équilibre offre demande. Il convient également de prendre en compte les nouveaux éléments de contexte qui peuvent impacter la consommation française d'électricité comme l'évolution des usages et de la demande d'électricité. Le niveau de thermosensibilité dépend de la pénétration des usages thermosensibles raccordés au réseau. Il n'est pas toujours possible de mettre en évidence les phénomènes physiques liés à l'évolution de ces usages statistiquement avec les modèles peu évolutifs à cause de leur complexité d'écriture. Lefieux (2007) [22] précise que si les variations des usages sensibles à l'aléa climatique ne sont pas précisément modélisées, on obtient des erreurs de prévision très importantes surtout pour les prévisions journalières.

Les axes d'études menées par RTE s'articulent aujourd'hui autour d'une meilleure connaissance des usages afin d'améliorer les modèles existants en intégrant notamment une meilleure représentation des paramètres influents [59].

Dans les applications au cours de cette thèse (Chapitre 4), on utilisera la part thermosensible estimée par le modèle Metehore de RTE qui présente une meilleure estimation de la part thermosensible que les modèles cités précédemment.

### 2.3.2 Modèles Bottom-Up pour analyser la Thermosensibilité

La demande électrique à un instant *t* est la puissance agrégée appelée par l'ensemble des usages de l'électricité à cet instant. Un modèle bottom-up est un modèle dans

lequel l'information remonte, c'est-à-dire passe du niveau le plus désagrégé (niveau usage) au niveau le plus agrégé (niveau consommation totale). D'abord, les consommations par usages, par clients et par secteurs sont simulées et elles sont ensuite agrégées pour déterminer la consommation totale comme illustré dans la Figure 2.14.

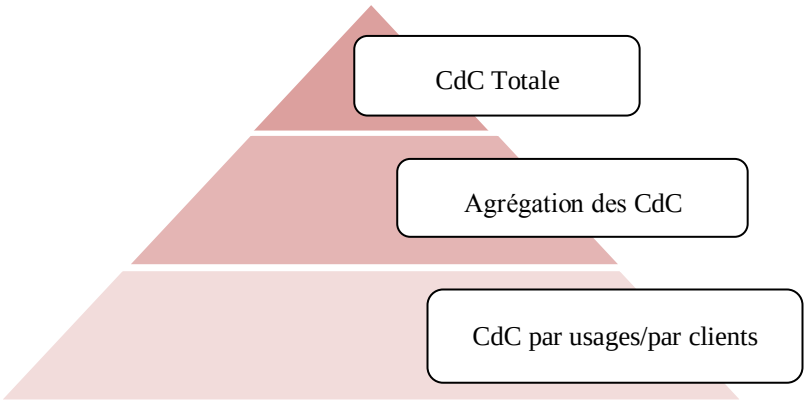



**Figure 2.14 :** Démarche de la modélisation bottom-up.

L'analyse bottom-up de la consommation d'électricité permet d'obtenir une image claire de la dynamique de la demande d'électricité et ainsi d'évaluer l'impact des nouvelles technologies et de synthétiser la composition de la charge de pointe. Elle aide également à prévoir la croissance future et les effets des stratégies de maitrise de la demande.

L'approche bottom-up a été développée afin d'identifier la contribution de chaque utilisation finale dans la consommation d'énergie globale. Swan et Ugursal (2009) [60] ont mentionné qu'il existe deux catégories distinctes de l'approche bottom-up pour évaluer la consommation d'énergie des utilisations finales: les modèles bottom-up statistiques et les modèles bottom-up physiques appelés aussi « modèles d'ingénieur ».

### 2.3.2.1 Modèles bottom-up statistiques

Les modèles bottom-up statistiques reconstituent la courbe de charge d'électricité en partant de la description et du comportement de consommateurs à l'origine de la demande. Il existe des modèles bottom-up sectoriels basés sur des enquêtes/mesures qui utilisent les informations sur les clients (résidentiels, industriels, commerciaux). Par exemple, Chen et al. (2001) [61] ont généré les profils de consommation de clients résidentiels, commerciaux et industriels basés sur les enquêtes. A partir de ces

profils de consommation, ils ont obtenu la demande horaire de chaque catégorie de clients afin de déterminer la courbe de charge totale. Ils ont aussi analysé l'effet de la température sur la consommation de chaque type de clients. De manière similaire, Hwang (2001) [62] a utilisé les données de mesure de différents types de clients afin de modéliser la consommation de chaque catégorie de clients en fonction de la température. Ces deux études ont conclu que les clients résidentiels et tertiaires sont beaucoup plus thermosensibles que les clients industriels.

En France, ERDF [63] utilise une modélisation bottom-up sectorielle de la consommation d'électricité. Il établit les profils nationaux de consommation pour reconstituer au pas demi-horaire les flux d'énergie. Le profil d'un segment de clientèle est représenté par un jeu de coefficients défini sur une année-type, et construit pour refléter la façon dont un client "moyen" de ce segment consomme l'électricité au cours de cette année. L'effet des conditions de température sur le profil est modélisé via un coefficient de sensibilité climatique. Un profil est donc une représentation statistique de la réalité de consommation d'un groupe de clients. Ces profils sont représentatifs au niveau national et ne représentent pas la courbe de charge de chaque site.

Le principal avantage de ces modèles basés sur des enquêtes/mesures est leur capacité à tenir compte des changements de la demande des clients. Leurs inconvénients principaux sont le manque d'informations prospectives sur les clients.

D'autres modèles bottom-up statistiques pour la reconstitution de la courbe de charge sont des modèles au niveau des usages (ou utilisation finale - end use). Ces modèles reposent sur un échantillon et recherchent les relations entre l'utilisation des usages et la demande d'énergie, généralement par une certaine forme de régression avec des variables telles que la possession des usages et les données météorologiques [60]. La principale force de cette technique est la facilité d'obtenir les données d'entrée: une enquête simple des usages auprès des consommateurs, des données de facturation d'énergie auprès des fournisseurs d'énergie. Elle inclut les effets macro-économiques et socio-économiques. Cependant, elle exige un grand échantillon de données. De nombreuses études utilisent cette méthode surtout pour modéliser la courbe de charge du secteur résidentiel par usages [64-70].

En France, RTE utilise un modèle de prévision de la demande bottom-up statistique qui repose sur la reconstitution de consommation électrique nationale par usage et par secteur d'activité [71]. La consommation totale est alors la somme des consommations de ces secteurs et usages. Les paramètres associés à chaque secteur et usage sont estimés à partir de la connaissance des consommations réalisées pour un ensemble d'années du passé. Les profils sectoriels non sensibles à l'aléa climatique sont représentés à l'aide de jeux de coefficients multiplicatifs qui représentent les évolutions de la consommation. Ces coefficients sont définis grâce à une connaissance a priori de la consommation obtenue via des panels, des campagnes de mesure ou l'analyse d'historiques de données réalisées. Energies Demain [72] a aussi développé un modèle (CHARTER) qui décrit la charge d'un réseau grâce à une description fine des équipements, des puissances des appareils consommateurs et des heures de fonctionnement de ces derniers. Il décompose les consommations par secteur d'activité, par branche et par usage. La reconstitution se fait selon une cinquantaine d'usages et une soixantaine de typologies d'usagers.

Ces modèles ont besoin d'être actualisés de façon constante afin de suivre les évolutions des usages et ils nécessitent des vastes bases de données qui ne sont pas toujours publiques. En outre, ces modèles sont plus représentatifs au niveau national que régional alors que des effets très différents sur la courbe de charge peuvent être observés dans différentes régions pour les températures très basses. Les conditions climatiques de différentes régions sont très contrastées et il est primordial d'en tenir compte sur la répartition des impacts des usages thermosensibles.

#### 2.3.2.2 Modèles bottom-up physiques

Les modèles physiques appelés aussi « modèles d'ingénieur » sont basés sur les caractéristiques de bâtiments et d'usages pour calculer la consommation d'énergie en fonction des lois physiques [60]. Un des atouts majeurs de ces modèles physiques est qu'ils sont la seule méthode capable de modéliser la consommation d'électricité sans information historique. Ils ont la capacité de calculer la consommation d'énergie en fonction du besoin. Cependant, le comportement des utilisateurs est très difficile à estimer et peut varier largement et de manière imprévisible. Au cours des dernières années, certains chercheurs ont commencé à utiliser les données d'enquêtes emploi du temps (time of use survey) pour établir une relation de causalité plus fiable entre

le comportement humain et la consommation d'énergie résidentielle [66, 69,73-75]. Le lecteur intéressé peut se référer à l'article de Grandjean et al. (2012) [76] pour plus de détails.

Les données d'entrée des modèles bottom-up de la consommation d'énergie incluent les propriétés physiques des bâtiments tels que la géométrie et l'enveloppe, les usages, les propriétés climatiques de la zone étudiée, ainsi que la température intérieure. Ce niveau de détails très élevé de la modélisation bottom-up lui donne la possibilité de modéliser les options technologiques. Les modèles bottom-up ont la capacité de déterminer la consommation d'énergie de chaque usage et permettent ainsi d'identifier les domaines à améliorer [60]. Ces modèles peuvent évaluer l'impact des mesures d'économie d'énergie, comme l'utilisation des appareils électroménagers plus efficaces [65-66]. En outre, il faut extrapoler les modèles bottom-up pour qu'ils puissent être représentatifs de la zone étudiée. L'extrapolation est faite en utilisant une pondération pour chaque équipement, chaque bâtiment ou chaque groupe de bâtiments modélisé selon leur représentativité du parc. Swan et al. (2009) [60] mentionnent que la seule option pour évaluer l'impact des technologies est d'utiliser des modèles d'ingénieur.

### 2.3.3 Modèles Hybrides

Les différences fondamentales qui existent entre les deux types d'approches top-down et bottom-up ont entraîné une prise de conscience croissante de l'intérêt de développer des méthodologies hybrides afin de bénéficier des avantages des deux démarches [77-78].

Les avantages et les inconvénients de modèles top-down et bottom-up sont résumés dans le tableau suivant.

**Tableau 2.1 :** Avantages et inconvénients de modèles top-down et bottom-up.

| | **Avantages** | **Inconvénients** |
|---|---|---|
| **Top-Down** | • Capable de modéliser les relations entre les variables économiques et la demande d'énergie<br>• Utilise des données économiques agrégées<br>• Ne nécessite pas de données très détaillées | • Dépend du passé pour projeter les tendances futures<br>• Manque de détails technologiques<br>• Pas approprié pour examiner différentes technologies |
| **Bottom-Up** | • Décrit les technologies en détails<br>• Utilise des données physiques<br>• Évalue et quantifie l'impact de différentes de technologies | • Ne détermine pas le comportement d'utilisateurs<br>• Néglige les relations entre la consommation et l'activité économique<br>• Demande une grande quantité de données techniques |

Les modèles top-down utilisent les historiques de consommation et ils sont capables de modéliser le comportement de la demande d'électricité mais ils négligent les descriptions physiques des usages. Les modèles bottom-up utilisent les lois physiques pour modéliser les usages mais ils négligent le comportement de la demande. La modélisation hybride représente un outil prometteur pour traiter la dynamique économique et technologique que les modèles bottom-up ou les modèles top-down ne parviennent pas à capter [79].

Il existe des modèles hybrides qui visent à compenser les limites d'une approche ou l'autre. Certains chercheurs intègrent dans leurs modèles bottom-up les évaluations macro-économiques, tandis que d'autres estiment les paramètres comportementaux micro-économiques dans leurs modèles. Certains chercheurs intègrent de manière explicite les paramètres technologiques concernant les taux de pénétration, les changements technologiques dans leurs modèles top-down [80]. Il s'agit donc de chercher des moyens efficaces de combiner les deux. Par exemple, Swan et al [78] ont utilisé une approche hybride pour modéliser la consommation d'énergie résidentielle. Ils ont utilisé des modèles physiques pour modéliser le chauffage et la climatisation et des modèles de réseaux de neurones pour les usages qui sont

beaucoup plus sensibles au comportement d'utilisateurs comme l'eau chaude sanitaire, l'éclairage etc.

On est surtout inspiré par le travail de Caves et al. [77] qui ont développé un modèle hydride pour estimer la consommation d'électricité résidentielle par un modèle top-down en intégrant les informations a priori issues d'un modèle bottom-up physique à travers l'utilisation de l'inférence bayésienne. L'analyse bayésienne fournit un moyen par lequel ces deux approches peuvent être combinées. Par exemple, les données de consommation observées (via approche top-down) peuvent être utilisées pour modifier un ensemble des a priori (issus de l'approche bottom-up) et l'analyse bayésienne les transforme en une distribution a posteriori qui reflète les informations fournies par les deux approches.

### 2.3.4 Conclusion

L'identification et l'estimation des composantes saisonnière et thermosensible est un enjeu majeur de la prévision de consommation et de la planification du système électrique. La construction de modèles statistiques influence l'identification de ces composantes. Les limites des estimateurs dépendent des modèles et des méthodes employées.

Les modèles "top-down" calent leurs prévisions sur des tendances historiques estimées par des méthodes économétriques. Par conséquent, ils peuvent s'avérer insuffisants lors de changements structurels de la demande d'électricité et notamment lors de changements technologiques sur les usages thermiques de l'électricité. Dans les modèles actuels existants, les variations liées aux usages sensibles à l'aléa climatique ne sont pas traitées explicitement. Pendant les périodes froides, le rendement des usages diminue lorsque la température extérieure diminue comme c'est le cas pour les pompes à chaleur. Ceci implique des erreurs d'autant plus importantes que la température extérieure diminue. Afin d'éviter les erreurs importantes dans les prévisions, le caractère des usages thermosensibles doit être pris en compte. Il y a donc un besoin d'une approche complémentaire aux modèles top-down qui tienne compte des caractéristiques physiques des usages afin d'estimer correctement la part thermosensible. Une réponse à ce problème consiste à exploiter les informations des usages obtenues par les modèles bottom-up d'ingénieur. Ces modèles sont basés sur les lois de physique et ils sont capables d'estimer l'impact de

la température sur la consommation des usages. Cependant les modèles bottom-up ne prennent pas en compte l'information historique de la consommation. L'hybridation des méthodes statistiques top-down par l'ajout des paramètres physiques identifiés par l'approche bottom-up semble être la meilleure piste pour identifier la part des usages thermosensibles à partir de courbes agrégées. L'approche bayésienne semble être un moyen efficace pour combiner ces deux méthodes.

Les parties suivantes s'intéressent donc à la classification des usages thermosensibles et aux modèles bottom-up d'ingénieur pour les analyser dans le but de développer un modèle hybride pour estimer la part des usages thermosensibles.

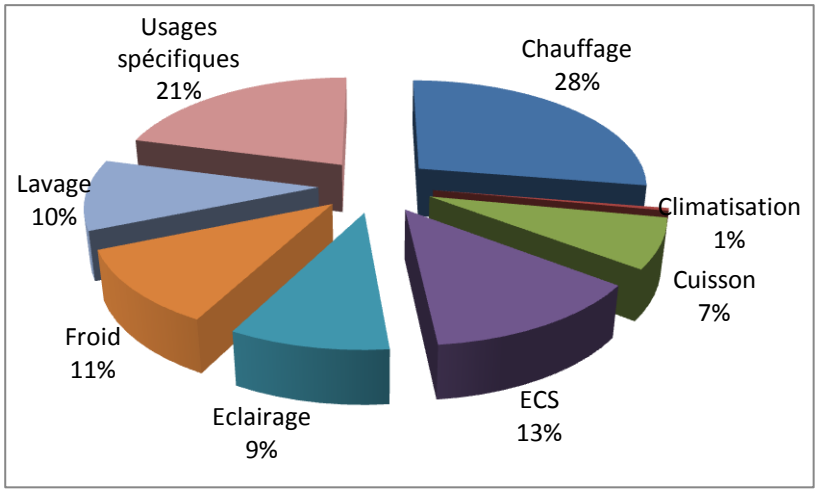
## 2.4 Classification et Sélection Des Usages Thermosensibles

Dans le chapitre précédent, on a mis l'accent sur le besoin d'une approche complémentaire bottom-up qui tienne compte des caractéristiques physiques des usages thermosensibles. Dans ce chapitre, on explique d'abord ce qu'on comprend par le terme « usages thermosensibles ». Ensuite, on précise le choix de la zone géographique dans le but de proposer des modèles bottom-up simplifiés adaptés à l'échelle régionale. Par la suite, on sélectionne les usages thermosensibles à modéliser pour cette zone.

### 2.4.1 Quels sont les Usages Thermosensibles?

Dans le cadre de cette thèse, on s'intéressera plutôt au secteur résidentiel étant donné que le secteur résidentiel est responsable de plus de 40% des consommations en pointe. Selon les données de RTE, cela peut monter jusqu'à 50% lors des extrêmes pointes [2].

La consommation d'électricité résidentielle se caractérise par l'importance de la consommation du chauffage qui représente 28 % de la consommation d'électricité du secteur résidentiel. L'eau chaude sanitaire (ECS), le froid et le lavage sont les postes les plus consommateurs après le chauffage électrique. La climatisation résidentielle représente seulement 1 % des consommations (Figure 2.15). Elle n'est encore que faiblement développée en termes de pourcentage de bâtiments résidentiels équipés (entre 3,5 % et 4,5% suivant les estimations) [81].

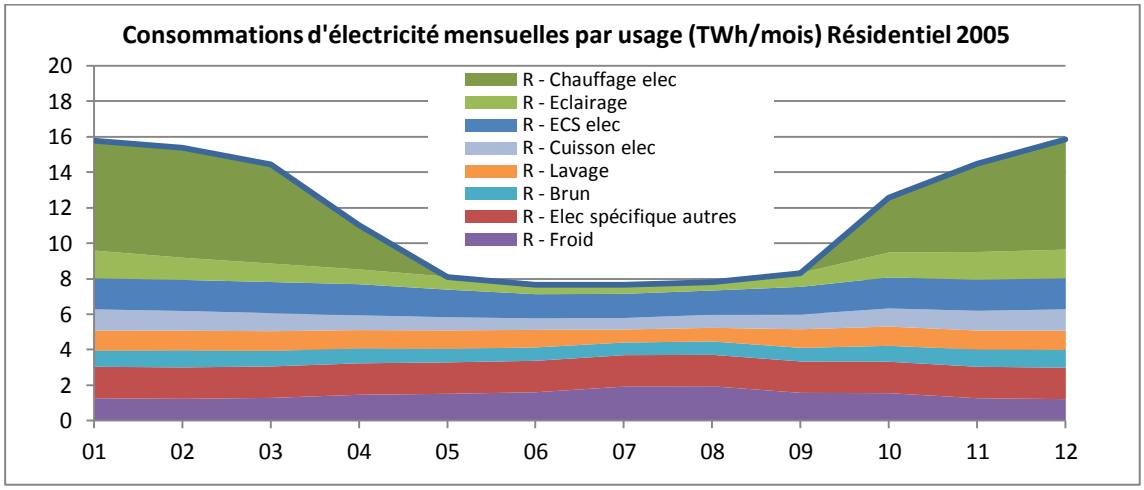



Source : Données NegaWatt, 2007 [82]

**Figure 2.15 :** Répartition par usages de l'électricité consommée dans le secteur résidentiel en France en 2007.

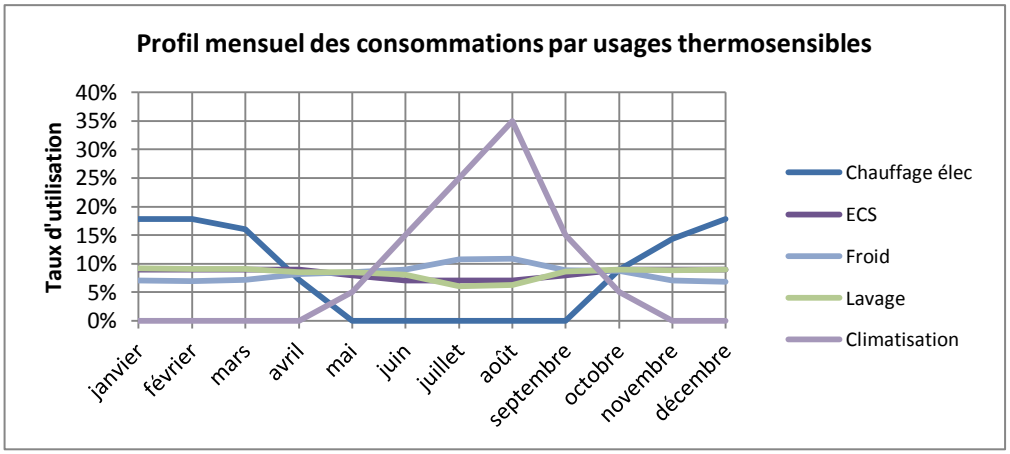
Dans les bilans prévisionnels de RTE, on constate une croissance continue de la dépendance des appels de puissance à la température extérieure. Il est donc important de distinguer les usages dont la variation dépend de l'heure de la journée (comme électroménager, cuisson, éclairage) des usages dont la variation est liée à la température.

Les consommations et les profils mensuels des consommations par usage dans le secteur résidentiel sont représentés dans la Figure 2.16 et 2.17. On y voit que les usages dont la consommation est directement liée à la température extérieure sont le chauffage et la climatisation.




Source: Données Bâtiments France 2050 sans fossile, ERDF R&D (2008) [83]

**Figure 2.16 :** Consommations d'électricité mensuelles par usage pour le secteur résidentiel en 2005.




Source: Données Bâtiments France 2050 sans fossile, ERDF R&D (2008) [83]

**Figure 2.17 :** Profil mensuel des consommations par usages thermosensibles.

En dehors du chauffage, d'autres usages peuvent contribuer, dans une moindre mesure, à amplifier la part thermosensible de la consommation d'électricité en hiver, par exemple la production de l'eau chaude sanitaire (ECS) et le lavage. On peut penser que l'eau qui alimente ces usages est plus froide en hiver et qu'il y a beaucoup plus de déperditions d'énergie du système d'ECS. Par conséquent, la consommation d'électricité pour chauffer l'eau sera plus élevée lors de la période hivernale. On observe que la consommation de la production du froid est plus élevée en été qu'en hiver. La consommation de ce poste dépend fortement de la température ambiante. Pour des températures ambiantes élevées, la production frigorifique sera importante ce qui entrainera un fonctionnement plus long du compresseur et donc une surconsommation électrique. En hiver, il n'y a pas de variations notables pour les appareils du froid qui sont situés dans le volume chauffé parce que la température dans les logements est à peu près stable grâce au chauffage [84]. Un usage très énergivore qui n'est pas présenté sur les graphiques est le sèche-linge dont la consommation spécifique est liée à la température et à l'humidité de l'air ambiant.

En se basant sur ces connaissances, on classifie les usages thermosensibles dans deux catégories (Tableau 2.2) :

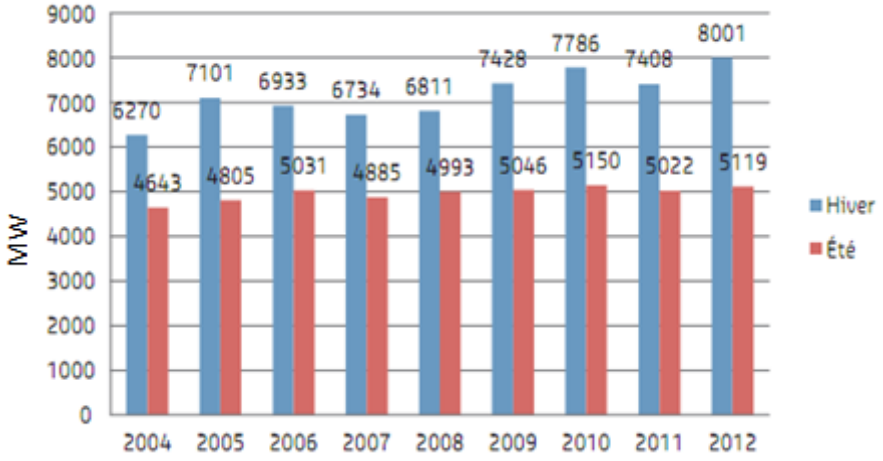
- Les usages directement thermosensibles dont la consommation dépend directement de la température extérieure.
- Les usages indirectement thermosensibles dont la consommation dépend de la température d'eau et/ou de la température ambiante qui sont des fonctions de la température extérieure.

**Tableau 2.2 :** Classification des usages thermosensibles.

| **Directement thermosensibles** | **Indirectement thermosensibles** | |
|---|---|---|
| **Usages sensibles à la T extérieure** | **Usages sensibles à la T d'eau** | **Usages sensibles à la T ambiante** |
| Chauffage, Climatisation | ECS, Lavage | ECS, Froid, Séchage |

### 2.4.2 Echelle de l'Analyse des Usages Thermosensibles

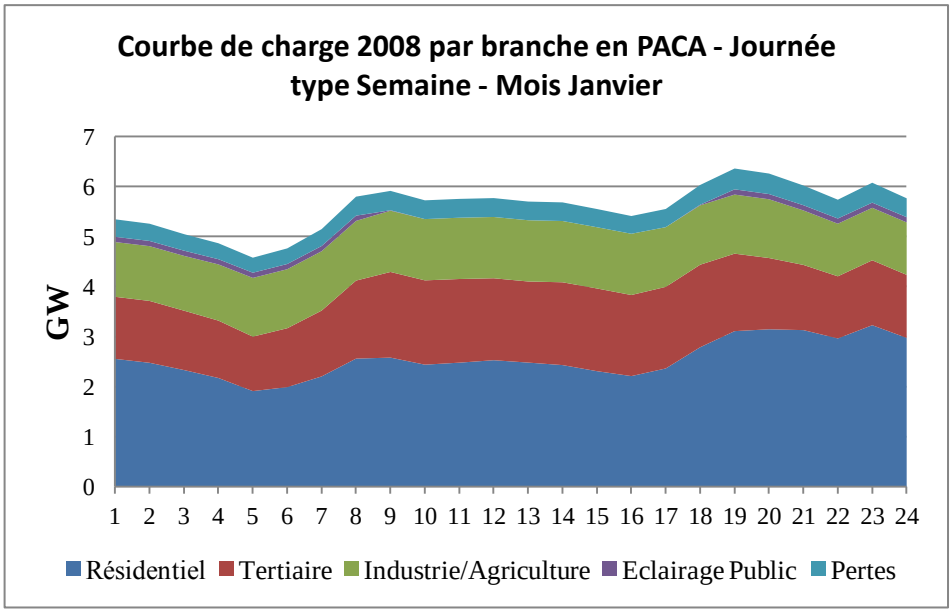
On s'intéresse à analyser l'impact des usages thermosensibles via un modèle bottom-up adapté à l'échelle régionale, en utilisant les données de consommation de la région Provences-Alpes-Cotes d'Azur (PACA). Le choix de cette région s'explique par le fait que chaque hiver, notamment lors des pics de froid, l'est de la région PACA (Alpes-Maritimes et Var) fait face à des risques de coupures d'électricité. RTE [86] rapporte qu'en hiver 2012, la pointe de consommation régionale a atteint 8001 MW (Figure 2.18). Depuis 2004, cette pointe hivernale a augmenté de près de 28 % [85].




Source : RTE, Bilan Electrique de la Région PACA [85]

**Figure 2.18 :** Evolution des pointes de consommation en PACA de 2004 à 2012.

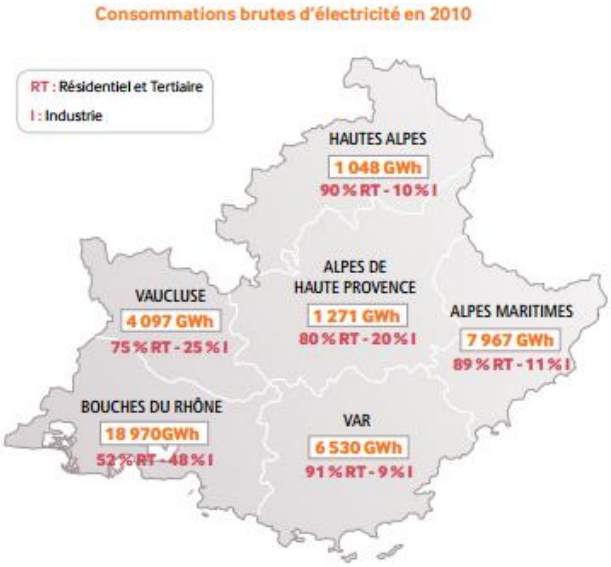
La courbe de charge par branche d'une journée de semaine du mois de janvier 2008 en PACA est précisée dans la figure suivante. On y observe que la pointe se situe à 19h, conformément à la pointe nationale et le secteur résidentiel représente la plus grande partie de la consommation d'électricité.




Source : Energies Demain [86]

**Figure 2.19 :** Courbe de charge par branche d'une journée de semaine du mois de janvier 2008 en PACA.

Selon RTE, à l'échelle de la région PACA, un jour d'hiver autour de 19h, la consommation croit en moyenne de 200 MW par °C en moins en 2012 [86]. Les consommations brutes d'électricité selon les départements de la région PACA sont données dans la figure ci-après.




Source: Bilan Prévisionnel 2011 RTE [87]

**Figure 2.20:** Répartition de la consommation électrique en PACA (2010).

Dans les départements du Var et des Alpes-Maritimes, la consommation des secteurs résidentiel et tertiaire est largement prédominante. Dans cette étude, on utilise les

données du département des Alpes-Maritimes. Cette zone présente l'avantage d'être essentiellement résidentielle (Figure 2.20), les aléas socio-économiques sont ainsi réduits, ce qui permet une meilleure identification des signaux thermosensibles.

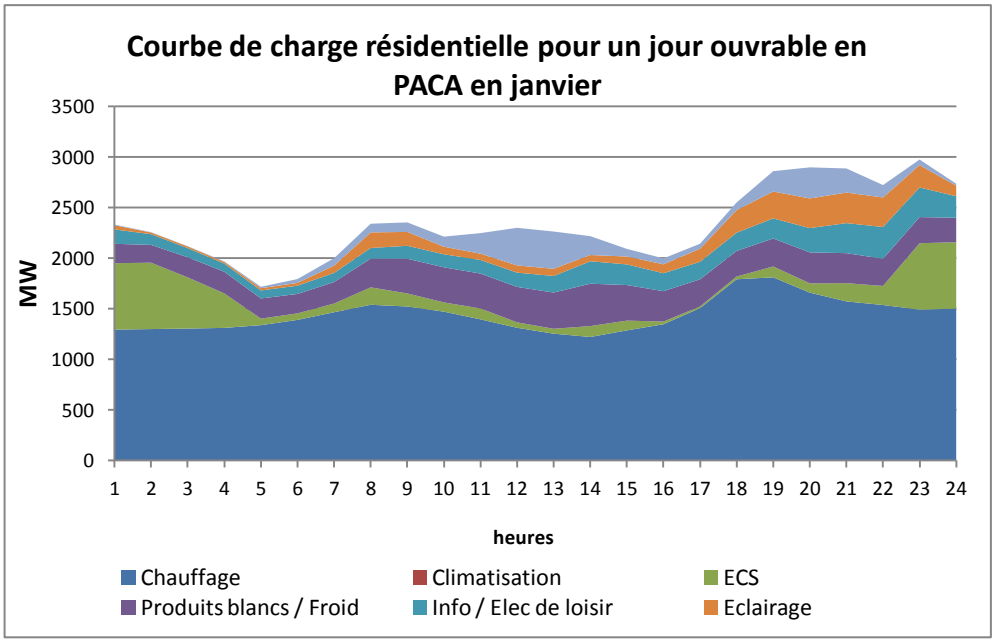
Notre but est d'analyser les usages thermosensibles à l'aide des informations sur le parc de logements dans ce département, puis d'extrapoler ces résultats pour qu'ils puissent être représentatifs au niveau régional. Avant cette étape, on sélectionne d'abord les usages thermosensibles à analyser à cette échelle.

### 2.4.3 Sélection des Usages Thermosensibles pour l'Analyse à l'Echelle Régionale

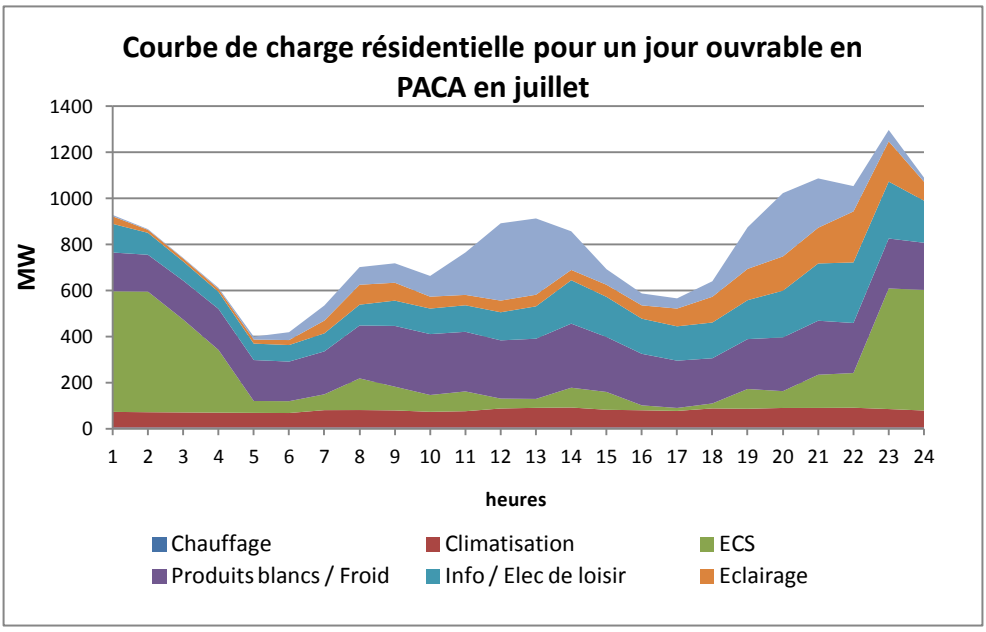
Dans le cadre de cette thèse, on analysera l'effet des usages thermosensibles qui contribuent à la pointe de consommation en hiver. Notre choix s'explique par le fait que la contribution des usages thermosensibles en région PACA est beaucoup plus importante en hiver qu'en été.

#### 2.4.3.1 Usages directement thermosensibles

La courbe de charge résidentielle par usage d'une journée de semaine du mois de janvier et du mois de juillet de la région PACA est présentée dans la Figure 2.21. On y voit que le principal usage thermosensible est le chauffage électrique. La sensibilité aux températures en été est plus modérée qu'en hiver mais tend à augmenter dans les années à venir avec la diffusion de la climatisation. 12% des logements de la région PACA sont climatisés contre 3% des logements de la France métropolitaine [88]. Dans cette étude, la climatisation ne sera pas traitée mais reste un sujet très important à analyser en détail vue la contribution importante de la climatisation à la pointe estivale dans cette région.




Source: Données d'Energie Demain 2008 [86]




Source: Données d'Energie Demain 2008 [86]

**Figure 2.21:** Courbe de charge résidentielle PACA pour les mois de Janvier et de Juillet.

En raison du caractère prépondérant du chauffage électrique, on se concentre plus en détails sur cet usage. En région PACA, le chauffage individuel électrique est le moyen de chauffage le plus utilisé : 36,5% des logements en disposent [88] (Figure 2.22).

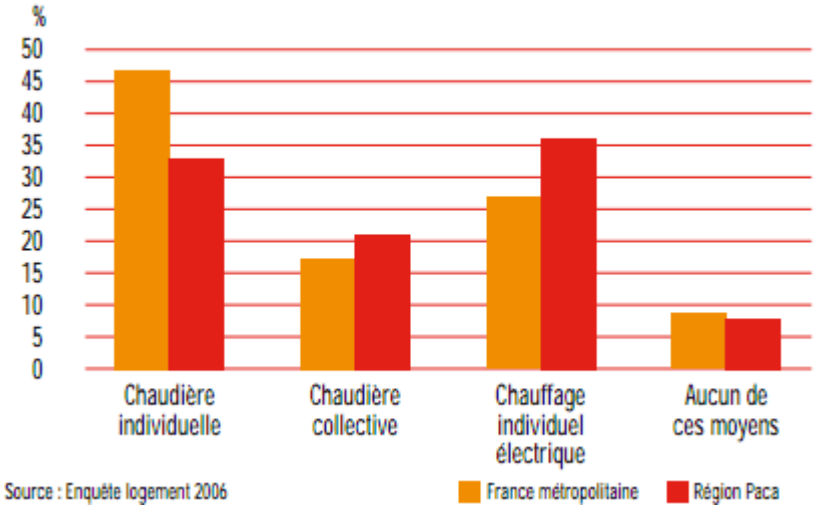



**Figure 2.22:** Modes de chauffage des résidences principales en PACA.

Le système le plus répandu dans les logements résidentiels est le chauffage électrique à effet Joule. La chaleur est produite par une résistance électrique comme par exemple dans un convecteur électrique. Cependant, les pompes à chaleur sont des systèmes dont les ventes ont progressé. Leur développement est renforcé par les réglementations thermiques [89] et est susceptible de modifier la courbe de charge nationale. L'impact des pompes à chaleur air/air et air/eau sur la pointe électrique peut être aussi important que celui du chauffage électrique direct. RTE rappelle que, «bien qu'efficaces en termes de consommation globale d'énergie primaire, les pompes à chaleur consomment d'autant plus d'électricité que les températures sont froides. En période de grand froid, une maison ancienne, relativement mal isolée et équipée d'une pompe à chaleur peut ainsi représenter aujourd'hui un appel de puissance comparable à un logement typique chauffé avec des convecteurs à effet Joule» [90]. Dans ce cas-là, la consommation des pompes à chaleur entraîne une consommation électrique additionnelle et représente un fort contributeur à la pointe et à la sensibilité du système électrique à la température extérieure [91]. Dans cette thèse, on focalisera notre attention sur les pompes à chaleur dont l'impact sur la courbe de charge peut être très important surtout pendant les vagues de froid. On ne traite pas du chauffage à effet Joule dont la thermosensibilité est linéaire (en fonction de la température extérieure) et mieux connue.

6% des logements de PACA disposent de radiateurs ou convecteurs mobiles et 1% seulement s'en servent comme chauffage de base [88]. Des incertitudes pèsent sur l'utilisation du chauffage d'appoint électrique par période de grand froid. La notion

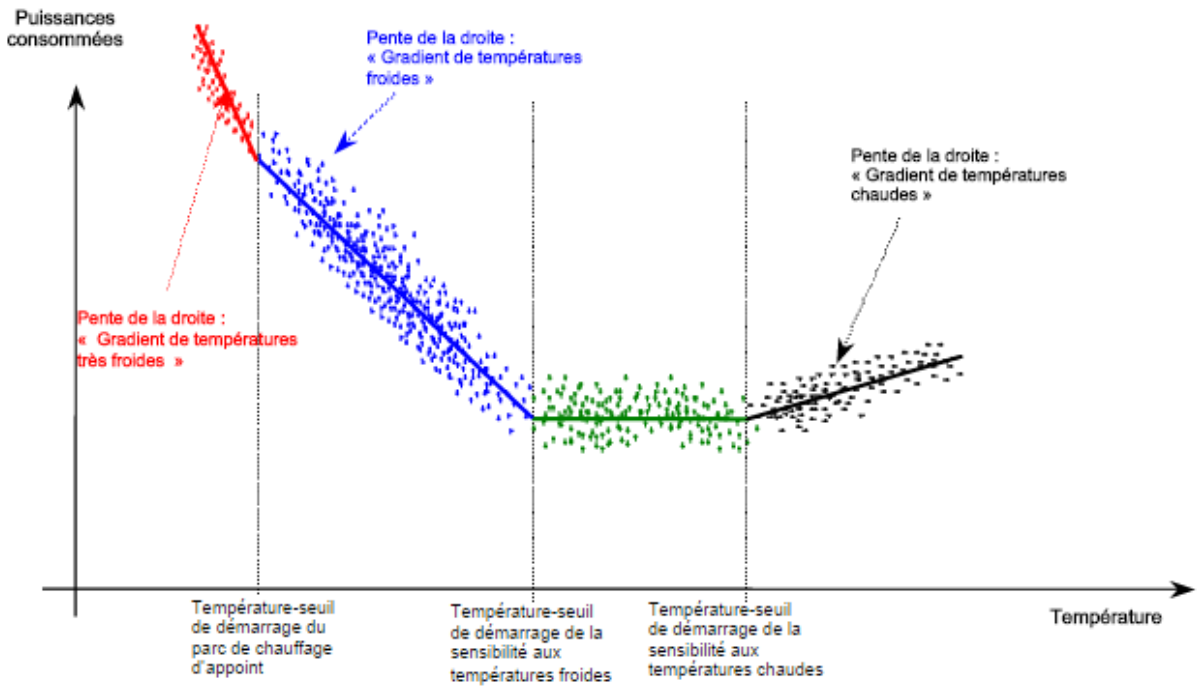
de confort thermique varie beaucoup d'un individu à l'autre. D'après une étude d'Energie Demain [92], la part de l'appoint électrique représente 1% de la consommation du chauffage électrique (Tableau 2.3).

**Tableau 2.3:** Part du chauffage d'appoint en région PACA.

| *Consommations d'énergie finale (GWh EF) Ensemble du parc* | Chauffage principal | Chauffage d'appoint | *Part de l'appoint* |
|---|---|---|---|
| **Chauffage urbain** | 339 | | - |
| **Gaz** | 6 381 | | - |
| **Fioul** | 4 377 | 332 | *7%* |
| **Electricité** | 4 164 | 61 | *1%* |
| **GPL** | 664 | 21 | *3%* |
| **Charbon** | 213 | 11 | *5%* |
| **Bois** | 2 960 | 1 563 | *35%* |
| **Total** | 19 099 | 1 988 | *9%* |

Source : Energie Demain [92]

On pourrait en théorie observer un deuxième gradient pour les températures plus froides comme présenté dans le figure ci-dessous :




Source : RTE

**Figure 2.23:** Gradient de températures.

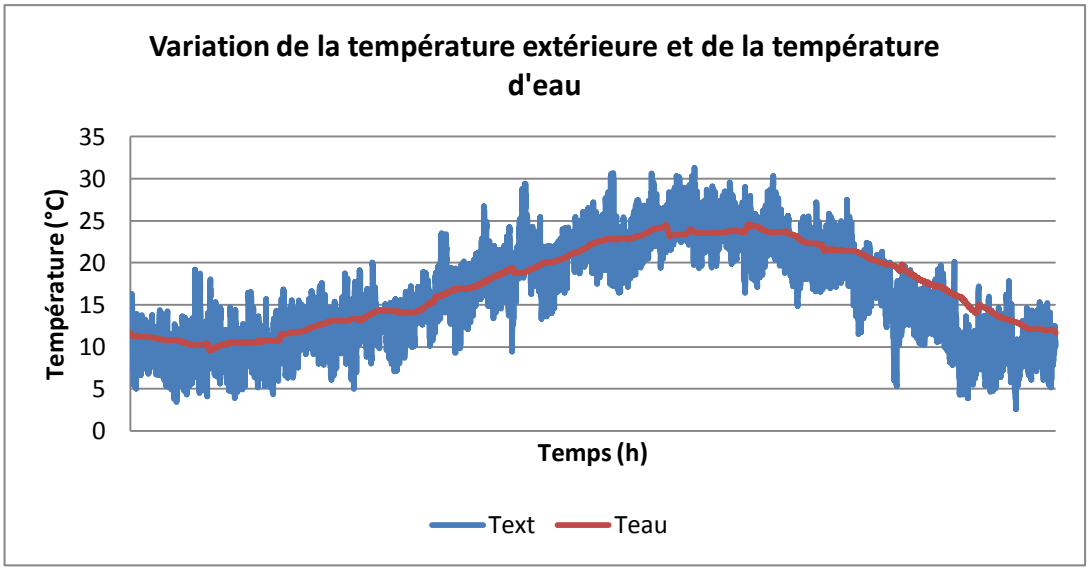
Ce phénomène n'a pas été observé sur les données disponibles. Il est important de déterminer l'influence du chauffage d'appoint sur la courbe de charge surtout pour les périodes les plus froides. Afin de modéliser cette influence, on a besoin de

certaines données comme le taux de pénétration et les comportements des utilisateurs. En raison de l'absence de données et la difficulté d'obtenir des informations exactes, il nous parait difficile d'évaluer la thermosensibilité de cet usage.

#### 2.4.3.2 Usages indirectement thermosensibles

Les usages indirectement thermosensibles sont les usages qui dépendent de la température d'eau (lave-linge, lave-vaisselle, ECS) et/ou de la température ambiante (ECS, sèche-linge). Sidler et al. [84] ont trouvé que les consommations estivales des lave-linge sont inférieures d'environ 10 % (correction de la période des vacances incluse) aux consommations hivernales quel que soit la température de lavage (30°C/40°C, 60°C, 90°C). La température de l'eau froide qui varie au cours de l'année a forcément un impact sur sa consommation. Par ailleurs, ils ont constaté une baisse de 20 % pendant les mois de juillet et d'août liée à la période des vacances. Il existe une baisse de la fréquence d'usage durant cette période. Pour les lave-vaisselle, ils ont noté que la variation de consommation entre hiver et été est de 30% (la correction de la période des vacances incluse). Ils ont constaté qu'au cours de l'année les usagers ne changent jamais de programme de lavage. Donc, il n'y pas un effet du type de cycles. Ils ont conclu que cette saisonnalité est due à la variation de la température de l'eau froide alimentant les appareils.

Ces usages sensibles à la température d'eau représentent une thermosensibilité moins importante que les usages qui sont directement sensibles à la température d'air extérieur parce que la variation de la température extérieure est plus importante que la variation de la température d'eau comme le montre la Figure 2.24.




Source : Fichier météo RT2012[2] [93]

**Figure 2.24 :** Variation de la température extérieure et de la température d'eau pour la zone H3[3]

On observe qu'il n'y a pas de variation instantanée de la température d'eau à la température extérieure. Pendant l'hiver/l'été quand la température extérieure diminue/augmente brusquement, on n'observera pas de pic de consommation de ces usages lié à la température extérieure. On a souligné dans la partie 2.2 que la thermosensibilité représente la réponse rapide de la consommation à une variation de températures extérieures et est donc à distinguer de la composante cyclique/saisonnière de la courbe de consommation. On pense que les signaux de ces usages sont captés dans cette composante saisonnière et pas dans la part thermosensible de la demande d'électricité.

D'autre part, le sèche-linge présente une très forte variation saisonnière qui peut atteindre jusqu'à 56% [94]. Une des causes des variations été/hiver de sa consommation spécifique est liée à la température et à l'humidité de l'air ambiant. Mais cette variation expliquée par les caractéristiques de l'air ne peut pas atteindre

[2] La constitution de l'année type de référence a été effectuée sur la base de fichiers annuels des données mesurées par Météo-France sur la période de janvier 1994 à décembre 2008. La température du sol à 1m de profondeur a été prise en référence comme température d'entrée de l'eau froide du réseau.

[3] La France comprend trois zones climatiques H1, H2, et H3. H3 est une zone plutôt chaude en bordure de la méditerranée.

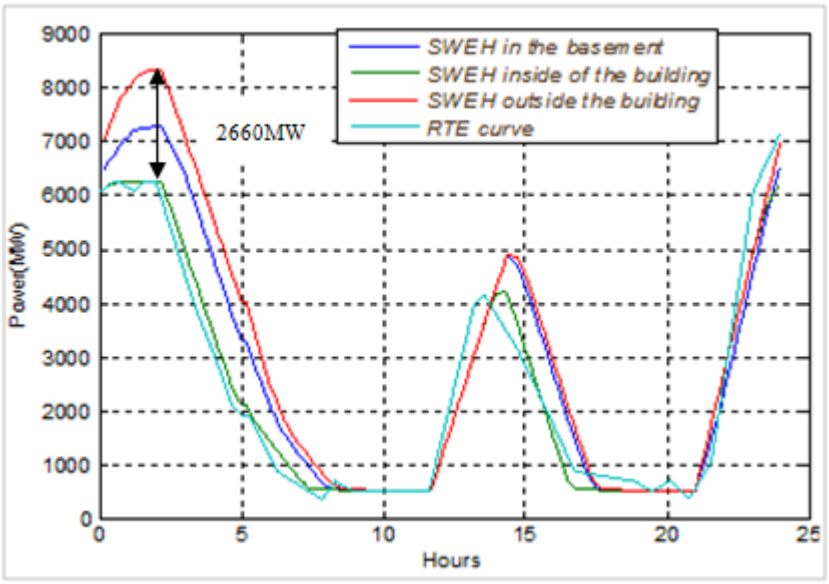
56%. D'autres explications tiennent dans la différence des textiles utilisés en hiver et en été et au fait que les usagers recourent plus fréquemment au séchage naturel dès le printemps [94]. C'est très difficile de quantifier l'impact de tous ces paramètres sur la consommation en raison de l'absence de données physiques et comportementales (si les appareils se trouvent dans une pièce chauffée ou non, taux de séchage naturel etc.). Il n'y aura pas de variations notables pour les appareils qui sont situés dans le volume chauffé parce que la température dans les logements est à peu près stable grâce au chauffage.

Le poste de froid est laissé en dehors de l'analyse car sa consommation est beaucoup plus thermosensible pendant l'été. Il n'y a pas de variations importantes pendant l'hiver parce que la plupart des appareils se trouvent dans des volumes chauffés.

La consommation de l'ECS est influencée à la fois par la température d'eau et par la température ambiante. Sa consommation correspond à la somme de l'énergie soutirée aux robinets d'usage sous forme d'eau froide réchauffée à une température confortable d'une part, et, d'autre part aux déperditions d'énergie du système. Une étude menée à l'Ecole des Mines [95] a analysé la thermosensibilité des chauffe-eau électrique au niveau national sous différentes hypothèses de température ambiante :

- 0°C (tous les chauffe-eau sont placés à l'extérieur des bâtiments)
- 5°C (tous chauffe-eau sont placés dans les garages)
- 20°C (tous chauffe-eau sont placés à l'intérieur des bâtiments)

Ils ont présumé que 77% des chauffe-eau sont contrôlés : 53% pendant la nuit entre 21h et 06h, 24% pendant la journée de 11h40 à 14h10. Ils ont trouvé que la consommation électrique varie de 133 MW pour 1°C (2660 MW de différence entre les chauffe-eau placés à 0°C et les chauffe-eau placés à 20°C). Dans la Figure 2.25, les courbes de charge générées pour ces trois cas et la comparaison avec la courbe RTE sont données. On observe que la courbe de charge des chauffe-eau placés dans les garages et placés à l'intérieur des bâtiments sont assez similaires. A partir de 17h-18h jusqu'à minuit, l'impact de la température sur la consommation des chauffe-eau diminue, toutes les courbes sont superposées.




Source : Zouari (2013) [95]

**Figure 2.25 :** Consommation électrique des chauffe-eau placés dans différents endroits.

Dans les conditions réelles, la majorité des chauffe-eau est placée à l'intérieur des bâtiments ou dans les garages. Il n'y a pas de variation importante de la consommation pour ceux qui sont placés à l'intérieur des bâtiments (la température de la pièce est stable et la fluctuation de la température d'eau est faible par rapport à la fluctuation de la température d'air). Les chauffe-eau installés dans les garages subit un retard de la température du à l'inertie thermique, leur réponse aux changements de la température est faible par rapport aux chauffe-eau placés à l'extérieur des bâtiments qui sont thermosensibles. En se basant sur l'étude citée ci-dessus, on suppose que la part des chauffe-eau placés à l'extérieur des bâtiments est de 10% dont la thermosensibilité serait 13,3 MW/°C au niveau national. On pense qu'on ne peut pas observer les signaux de cet usage sur la part thermosensible de la consommation à cause de son très faible niveau de thermosensibilité à l'échelle régionale.

Dans le contexte actuel de la construction neuve et notamment de l'application de la règlementation thermique (RT 2012) sur les maisons individuelles, l'ECS pourrait devenir le premier poste de consommation des logements neufs. Une des solutions qui se développe est le chauffe-eau thermodynamique (CET). Dans un CET, la résistance électrique est remplacée par un circuit de chauffage alimenté par une pompe à chaleur associée à une résistance électrique d'appoint. Ces produits

prendront très probablement une place de plus en plus importante, notamment du fait de l'évolution réglementaire [96]. Les CET sur air extérieur sont soumis aux variations des conditions extérieures qui dégradent leurs performances. Leur taux de pénétration reste encore faible ce qui rend très difficile aujourd'hui de caractériser leurs effets sur la partie thermosensible de la consommation électrique. Des analyses prospectives de leurs effets sur la courbe de charge seraient d'intérêt pour les utilitaires du réseau mais ce sujet sort du cadre de cette thèse.

Par conséquent, on a décidé de limiter l'analyse de la thermosensibilité aux usages affectés directement par le changement de température hors chauffage Joule, c'est-à-dire les pompes à chaleur. Dans la partie suivante, on modélisera l'influence de la température sur la consommation électrique des pompes à chaleur.

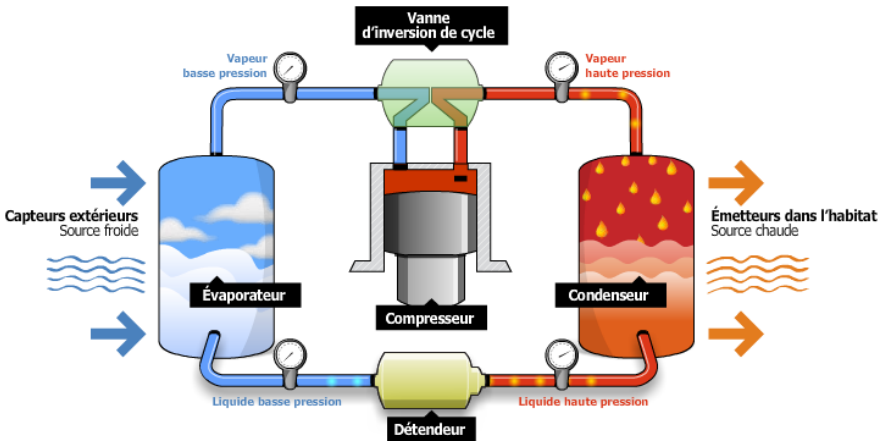
# 3. MODELISATION DE LA THERMOSENSIBILITE DE LA PERFORMANCE DES POMPES A CHALEUR A UNE ECHELLE REGIONALE

Dans ce chapitre, on utilise des modèles simplifiés de pompes à chaleur, en vue de modéliser la thermosensibilité de leur consommation à partir d'un nombre réduit de déterminants. Le but est de déterminer un coefficient de performance des pompes à chaleur à l'échelle régionale qui sera plus tard utilisé dans un modèle hybride afin d'analyser la part thermosensible de la consommation électrique.

## 3.1 Principe de fonctionnement des pompes à chaleur

Une pompe à chaleur (PAC) est un dispositif thermodynamique qui peut être réversible, c'est-à-dire elle peut travailler en mode chauffage et en mode climatisation. Pour le chauffage, la PAC puise la chaleur d'un milieu naturel (eau, air, sol) source froide, pour la céder à une source chaude (une pièce intérieure via ses émetteurs de chaleur).

La PAC est constituée d'un circuit fermé et étanche dans lequel circule un fluide frigorigène. Elle se compose de quatre éléments: l'évaporateur, le compresseur, le condenseur et le détendeur (Figure 3.1).




Source: AFPAC [97]

**Figure 3.1 :** Principe de fonctionnement d'une pompe à chaleur.

En parcourant l'évaporateur, le fluide frigorigène, à l'état liquide et à basse température, capte l'énergie thermique de la source froide à l'extérieur du bâtiment (l'air, l'eau ou le sol). De ce fait, il s'évapore. Ainsi, le fluide frigorigène sort de l'évaporateur à l'état vapeur, à basse pression et à basse température. Venant de l'évaporateur, le fluide frigorigène est comprimé dans le compresseur. La hausse de pression entraîne une hausse de température du fluide frigorigène. Le compresseur est l'organe moteur de la PAC et consomme une certaine quantité d'énergie pour fonctionner. C'est également lui qui permet de faire circuler le fluide frigorigène dans le circuit fermé. Le compresseur peut être entraîné par un moteur électrique (PAC électrique) ou un moteur au gaz (PAC gaz). Les "PAC électriques" sont les plus répandues et conviennent pour les bâtiments résidentiels et tertiaires. Les "PAC gaz" sont généralement destinées au secteur tertiaire pour lequel les puissances thermiques installées sont plus importantes que pour le secteur résidentiel [98]. Dans cette étude, on s'intéresse aux PAC électriques.

En passant dans le condenseur, le fluide frigorigène à l'état vapeur et à haute température cède son énergie thermique à la source chaude (chauffage du bâtiment ou de l'eau sanitaire). De ce fait, la température du fluide frigorigène diminue et il se condense. Le fluide frigorigène sort donc du condenseur à l'état liquide. Lorsque le fluide frigorigène traverse le détendeur, sa pression diminue. Cette chute de pression est accompagnée d'une baisse importante de sa température. Le fluide frigorigène est à nouveau à l'état liquide et à basse température, et le cycle peut recommencer. Le détendeur permet de régler le débit de fluide frigorigène parcourant le circuit.

## 3.2 Installation des pompes à chaleur

Il existe plusieurs types de pompes à chaleur qui puisent la chaleur soit :

- dans l'air extérieur ou intérieur : ce sont les PAC aérothermiques,
- dans le sol ou l'eau des nappes phréatiques via un réseau de capteurs ou de forages : ce sont les PAC géothermiques.

En fonction de la source froide (captation de l'énergie) et de la source chaude (restitution de l'énergie) utilisées, les pompes à chaleur sont nommées généralement de la manière suivante « PAC source froide / source chaude » (Tableau 3.1).

**Tableau 3.1** : Différentes technologies des PAC.

| Type | | Source | Captage | Fluide capteur | Fluide émetteur |
|---|---|---|---|---|---|
| Fluide frigorigène | Sol/sol | Sol | Capteur enterré | Fluide frigorigène | Fluide frigorigène |
| | Sol/eau | | | | Eau |
| Eau | Eau glycolée/eau | | | Eau glycolée | Eau |
| | Eau/eau | Eau de nappe ou de puits | Forage ou puits | Eau | Eau |
| Air | Air extérieur/eau | Air extérieur | Pompe monobloc extérieure ou intérieure ou split[33] | Fluide frigorigène | Eau |
| | Air extérieur/air | | | | Air recyclé |
| | Air extrait/air | Air extrait | VMC double flux | | Air neuf |

Source: Ministere de l'Ecologie, de l'Energie [99]

La PAC réinjecte l'énergie extraite à l'intérieur de l'habitation par le biais d'un radiateur, d'un plancher chauffant ou d'un ventilo-convecteur en fonction du type d'installation choisie. Les radiateurs sont les émetteurs les plus répandus pour les systèmes de chauffage conventionnels à eau en résidentiel. Ils fonctionnent avec une température assez élevée (50-60°C pour les radiateurs basse température et jusqu'à 90°C pour les radiateurs conventionnels). Le plancher chauffant est fait de tubes noyés dans une dalle de béton flottante. Dans les tubes circule l'eau du circuit de chauffage ou du fluide frigorigène. Le niveau de température utilisé est peu élevé (30-35°C) car la température de surface doit être limitée à 28 °C. Le plancher chauffant est souvent utilisé dans les constructions neuves dont le niveau d'isolation élevé permet un chauffage à basse température. Les ventilo-convecteurs à eau sont des émetteurs de chaleur par air, raccordés au circuit d'eau de chauffage de la PAC. Ils filtrent et diffusent l'air réchauffé grâce à un ventilateur. Les ventilo-convecteurs à air pulsent dans le logement l'air réchauffé par passage sur une batterie d'échange où circule le fluide frigorigène de la PAC. Le régime de température d'eau de référence est 40 – 45 °C [100].

La PAC fonctionne sous différents régimes d'exploitation:

- monovalent
- bivalent

En mode monovalent (sans appoint), la PAC sert en tant que producteur de chaleur unique. La PAC monovalente couvre seule les besoins calorifiques du bâtiment. Même quand les températures extérieures sont très basses, la source de chaleur fournit suffisamment d'énergie. Le point de dimensionnement doit être calculé en fonction de la température extérieure la plus basse. Le taux de couverture atteint 100 %. Le mode monovalent est généralement retenu pour l'installation de PAC dans les nouvelles constructions présentant une bonne isolation et un système de chauffage à basse température (35 °C).

Le mode bivalent peut être alternatif ou parallèle. En fonctionnement bivalent alternatif, un deuxième producteur de chaleur se met en service lorsque la PAC n'est plus en mesure de couvrir seule la charge thermique. En dessous de la température de bivalence, la PAC est mise à l'arrêt et les besoins calorifiques sont couverts à 100 % par le deuxième producteur de chaleur (généralement une chaudière).

En ce qui concerne le mode d'exploitation bivalent en parallèle, la PAC et le deuxième producteur de chaleur (appoint électrique ou chaudière) sont en service ensemble à partir d'une température de bivalence. En dessous de cette température, la PAC ne permettant plus de couvrir l'entièreté des besoins calorifiques, l'appoint électrique ou la chaudière est utilisé pour combler le manque de puissance fourni par la pompe à chaleur [101].

## 3.3 Performances des pompes à chaleur

### 3.3.1 Coefficient de performance (COP)

La performance d'une PAC s'exprime par le coefficient de performance (COP). Le coefficient de performance est une donnée essentielle sur la performance d'une pompe à chaleur, il représente l'efficacité de la PAC à une température donnée. Le COP est défini comme étant le rapport entre la quantité d'énergie transférée par la PAC (chaleur restituée dans le bâtiment) et l'énergie consommée pour réaliser ce transfert (énergie utilisée pour faire fonctionner le compresseur et celle consommée par les auxiliaires). Plus le COP est élevé, plus la PAC est performante.

$$COP = \frac{Energie\ transférée\ par\ la\ PAC\ (chaleur\ restituée\ au\ niveau\ du\ condenseur)}{Energie\ consommée\ pour\ réaliser\ le\ transfert\ (compresseur\ et\ auxiliaires)}$$

De manière conceptuelle, le COP théorique (COP de Carnot) dépend essentiellement de la température de condensation et de la température d'évaporation. Plus la température de l'évaporateur sera faible moins la PAC sera puissante et performante. Pour une puissance électrique donnée, la PAC délivrera une puissance thermique plus faible. Plus la température du condenseur (l'air ou l'eau) sera élevée, moins la PAC sera puissante et performante [102]. Des températures élevées à la source froide et basses à la source chaude sont donc souhaitables (une diminution de la température de la source chaude de 1°C entraîne une augmentation du COP d'environ 2% [103]).

Le COP d'une PAC présenté dans le catalogue d'un fabricant, est défini pour des conditions d'essais déterminées dans des normes (EN 14511 [104], EN 255 [105]), dont notamment des conditions sur les températures aux sources froide et chaude. Le COP est déterminé dans des conditions normalisées pour un fonctionnement à puissance maximale. Ces conditions permettent de comparer les performances d'équipements de constructeurs et de technologies différentes, sur la base d'un fonctionnement à conditions nominales identiques. Toutefois, ces conditions ne reflètent pas les performances de l'équipement dans une situation réelle de fonctionnement. En effet, les conditions climatiques sont souvent différentes de celles de la norme. De plus, il s'avère que les équipements fonctionnent très rarement à puissance maximale mais plutôt à puissance réduite [100].

### 3.3.2 Performances à charge partielle

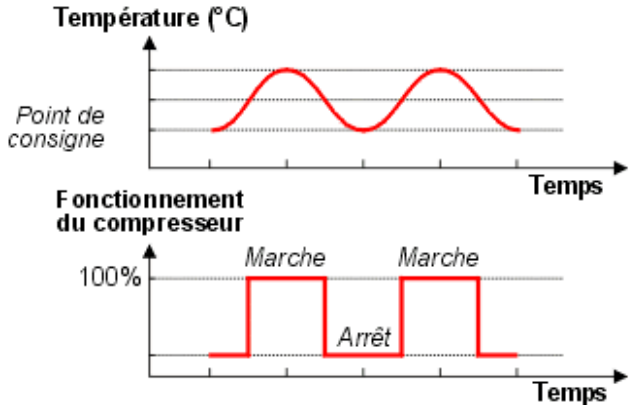
A charge partielle, la puissance maximale n'est pas atteinte : la puissance disponible de la PAC dans des conditions données est supérieure à la puissance à fournir au bâtiment [106].

La performance en fonctionnement d'une machine dépend de son taux de charge. Le taux de charge est ici le rapport de la puissance calorifique déterminée pour une température d'entrée d'air ou d'eau, à la puissance calorifique nominale à puissance maximale [106]. On définit le taux de charge partielle ("PLR", dénomination qui provient du terme anglais Part Load Ratio) par :

$$Taux\ de\ charge\ (PLR) = \frac{Puissance\ calorifique\ à\ charge\ partielle}{Puissance\ calorifique\ à\ puissance\ maximale}$$

Selon la technologie de régulation du compresseur, la variation de performance n'est pas identique. Deux types de PAC sont présentes sur le marché : vitesse fixe ou vitesse variable (Technologie « Inverter »).

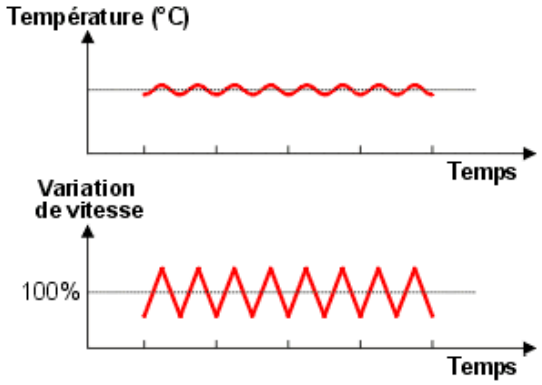
Pour les systèmes à vitesse constante, le régime de fonctionnement du compresseur est soit en mode « marche » soit en mode « arrêt ». En mode chauffage, elle s'arrête lorsque la température intérieure atteint la température de consigne plus un différentiel. Elle redémarre dès que la température intérieure est inférieure à la consigne moins un différentiel de température (Figure 3.2). Le compresseur fonctionne à pleine charge ou est arrêté [107].




Source : Energie+ [108]

**Figure 3.2 :** Principe du fonctionnement des PAC marche/arrêt.

Dans le cas d'une PAC équipée d'un Inverter (variateur de vitesse au compresseur), le compresseur verra sa vitesse modifiée en permanence afin que la PAC délivre une puissance qui corresponde exactement au besoin de l'utilisateur [102]. Le fonctionnement d'une PAC équipée d'un Inverter est illustré dans la figure ci-dessous.




Source : Energie+ [108]

**Figure 3.3 :** Fonctionnement d'une PAC équipée d'un Inverter.

Les performances de ce système s'améliorent pour des taux de charge compris entre 40% et 100%. Cependant, en dessous d'un certain taux de charge, le compresseur ne peut plus s'adapter aux besoins et doit alors fonctionner en mode marche/arrêt [109].

## 3.4 Influence de la température extérieure sur la performance de différents types de pompes à chaleur

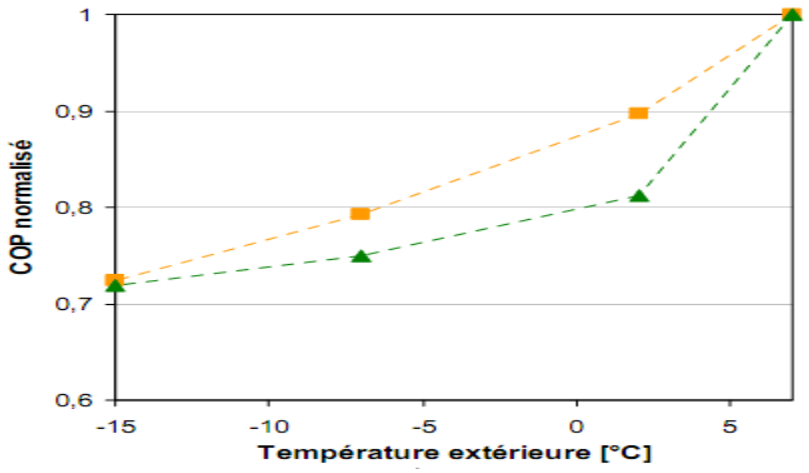
Dans cette partie, on explique l'influence de la température extérieure sur la consommation électrique de PAC aérothermiques et géothermiques.

### 3.4.1 Influence de la température extérieure sur la performance des PAC aérothermiques

Les PAC aérothermiques prélèvent la chaleur dans l'air extérieur et la transfèrent dans l'air ambiant du logement ou dans le circuit d'eau chaude de l'installation de chauffage. C'est la température de l'air extérieur qui détermine la capacité de la PAC de transférer la chaleur dans le logement. La température de l'air extérieur variant beaucoup au cours de l'année, les performances des PAC aérothermiques varient donc elles aussi.

Les PAC air/air fonctionnent à des rendements relativement faibles pour les températures extérieures basses. Plus la différence est grande entre la température d'air extérieure et la température de sortie de la PAC, plus le COP diminue. Leurs performances diminuent pendant les périodes les plus froides, là où les besoins de chauffage sont les plus importants. De plus, la formation de givre sur l'échangeur extérieur (fonction de la température et de l'humidité relative de l'air extérieur) contraint la mise en route d'un dispositif de dégivrage venant perturber et dégrader le fonctionnement de la PAC à partir de températures extérieures inférieures à 7°C [110]. Le dégivrage dégrade la performance car il représente une consommation électrique ne générant aucune chaleur pour l'habitation. Il faut donc dégivrer à partir du moment où il devient plus pénalisant de continuer à fonctionner avec un échangeur givré que de dégivrer [107]. En outre, les résistances électriques d'appoint intégrées au système sont déclenchées pour satisfaire les besoins de chauffage les plus importants [111]. Le COP baisse notablement lorsque l'écart entre la température intérieure et la température extérieure augmente. A titre d'exemple, la Figure 3.4 présente l'évolution du COP de deux pompes à chaleur air/air de petite

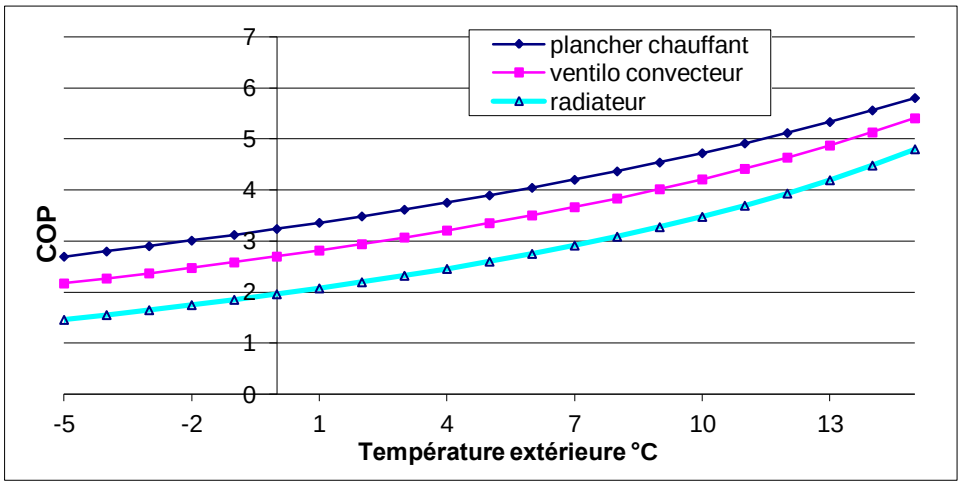
puissance. Ces données proviennent de tests réalisés par l'institut national suédois d'essais et de recherche [112]. La chute importante des performances entre 7 °C et 2 °C est due au phénomène de dégivrage.




Source : Grignon-Massé (2010) [112]

**Figure 3.4 :** Exemple d'évolution de COP en fonction de la température extérieure pour deux pompes à chaleur air/air.

Les performances des PAC air/eau dépendent de la température et de l'humidité extérieure mais aussi de la température de départ d'eau chaude. La puissance des installations de chauffage est proportionnelle à la différence de température maximale entre l'intérieur et l'extérieur. Les installations de chauffage sont généralement réglées suivant une loi d'eau. La loi d'eau établit une correspondance entre les besoins calorifiques du bâtiment et la température de l'eau qui alimente l'installation de chauffage en vue d'obtenir la température ambiante souhaitée [113]. La loi d'eau, dépend du type de bâtiment, de l'installation et du confort recherché. La loi d'eau permet de déterminer la température de départ du circuit hydraulique en fonction de la température extérieure. Pour avoir un COP plus élevé, la température de départ PAC doit être la plus basse possible et la température d'arrivée de la source froide doit être la plus élevée possible. La différence de température entre le départ et le retour est comprise entre 5 et 10°C (10°C pour les hautes températures). Une PAC Air/Eau sera ainsi plus performante si elle alimente un plancher chauffant que des radiateurs à haute température comme le montre la Figure 3.5.



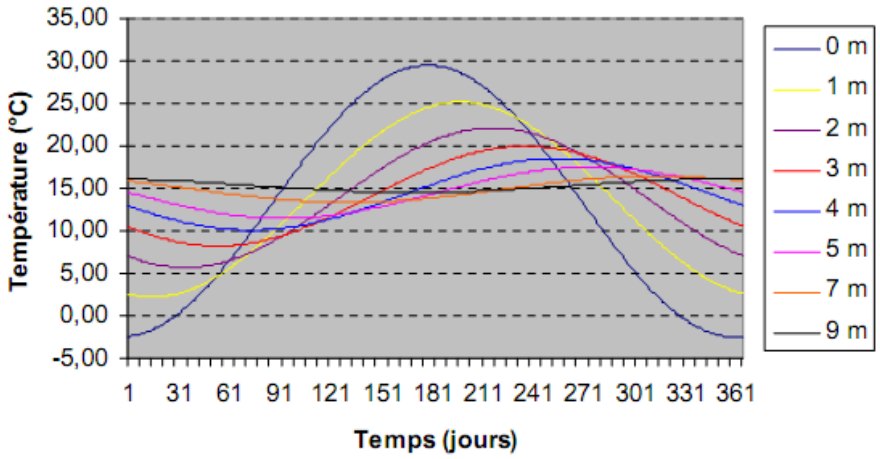

Source : Rivière [107]

**Figure 3.5 :** Evolution du COP d'une PAC air/eau à pleine puissance en fonction de la température extérieure et pour différents températures de sortie d'eau.

### 3.4.2 Influence de la température extérieure sur la performance des PAC géothermiques

Les pompes à chaleur dites "géothermiques" puisent la chaleur dans le sol ou l'eau (de nappe ou de surface) via un réseau de capteurs ou de forages horizontaux ou verticaux. La terre transfère la chaleur graduellement et possède une grande capacité de stockage thermique. La température d'un sol (sans présence d'une PAC géothermique) change lentement et différemment, en fonction de la profondeur de la mesure. Une autre caractéristique thermique de la terre est que seulement quelques mètres de sol en surface suffisent à isoler le sol en minimisant l'amplitude des variations de la température du sol par rapport aux variations des températures de l'air [114].

Un aperçu de la forme du signal de température pour différentes profondeurs [115] est présenté sur la Figure 3.6. L'impact d'une soudaine chute de température sera d'autant plus faible que le gisement est profond.

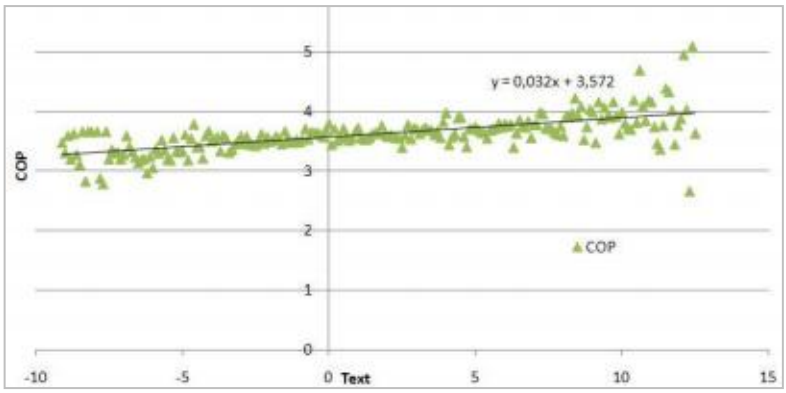



Source: Développement du puits climatique – Rapport final (2007) [115]

**Figure 3.6 :** Représentation du comportement d'un signal de température dans le sol en fonction de la profondeur.

Une source froide de température élevée et constante est à la fois la garantie d'une bonne performance globale de la PAC et d'une diminution importante de la corrélation entre température extérieure et consommation électrique. Pour les capteurs verticaux, la profondeur peut atteindre 100 mètres en France (plus en Allemagne), là où la température du sol est stable tout au long de l'année. Les PAC sur eau de nappe phréatique aussi appelées PAC eau/eau, puisent leur énergie dans les nappes phréatiques dont la température varie peu (10 à 12°C). Ainsi la consommation des PAC puisant leur énergie du sol via des capteurs verticaux ou des nappes phréatiques ne subit pas de changement significatif avec la température extérieure.

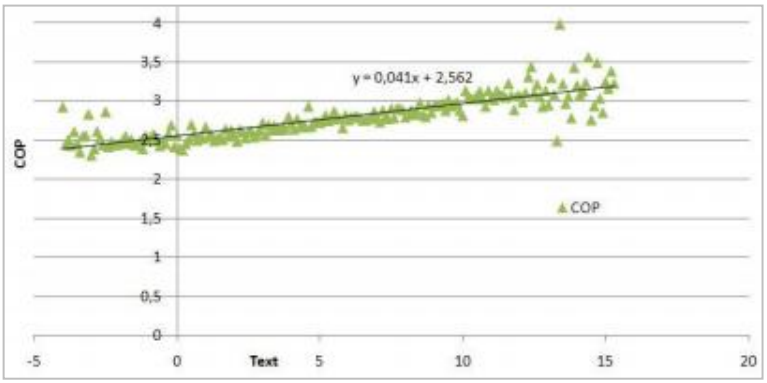
Dans son rapport, Mollard (2008) [116] a analysé les résultats de l'étude MD3E (étude commandée par EDF et l'ADEME sur le comportement des PAC) et a montré que pour les PAC à capteur vertical, la dépendance à la température extérieure est très faible (Figure 3.7).




Source : Mollard (2008) [116]

**Figure 3.7 :** COP d'une PAC eau glycolée/eau, capteur vertical.

Les PAC à capteurs horizontaux (eau glycolée/eau) sont enterrées à faible profondeur (0,6 à 1,2m). Pour ces capteurs surfaciques existe cependant un risque de dégradation de la qualité de l'échangeur en raison des cycles de gel/dégel au contact qui peuvent réduire la capacité d'échange du réseau d'eau glycolée avec le sol. Le lien entre l'évolution du COP et la température extérieure est donné dans la Figure 3.8. On constate que les PAC géothermiques à capteur horizontal ont une dépendance beaucoup plus faible à la température extérieure que les PAC aérothermiques.



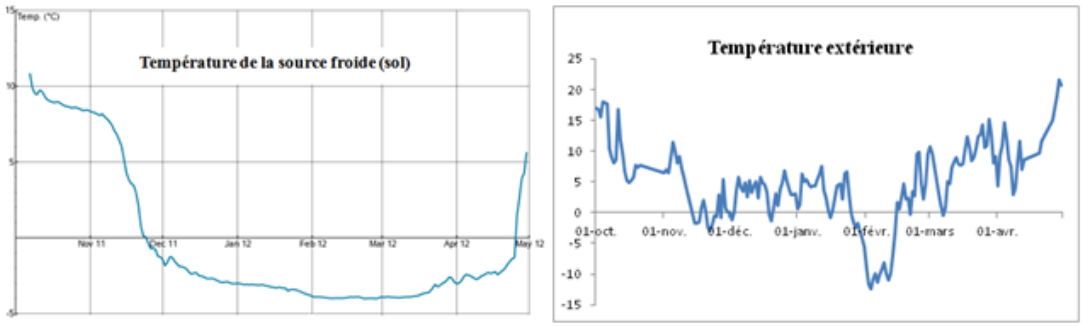

Source : Mollard (2008) [116]

**Figure 3.8 :** COP d'une PAC sol/eau, capteur horizontal.

En moyenne on observe une tendance à la thermosensibilité mais en pratique, ce n'est pas directement lié aux variations de la température extérieure. Au fait que si la température extérieure diminue la PAC extrait plus de chaleur du sol et que par conséquent ce dernier se refroidit, donc il ne faut pas les compter thermosensibles.

La figure ci-dessous montre la variation de la température du sol où une PAC aux capteurs horizontaux est installée et la température d'air extérieure correspondante.

On observe qu'il n'y a pas de variation instantanée de la température du sol lors de la variation de la température extérieure ce qui rend impossible l'observation de l'impact des pompes à chaleur géothermiques sur la consommation thermosensible de l'électricité.



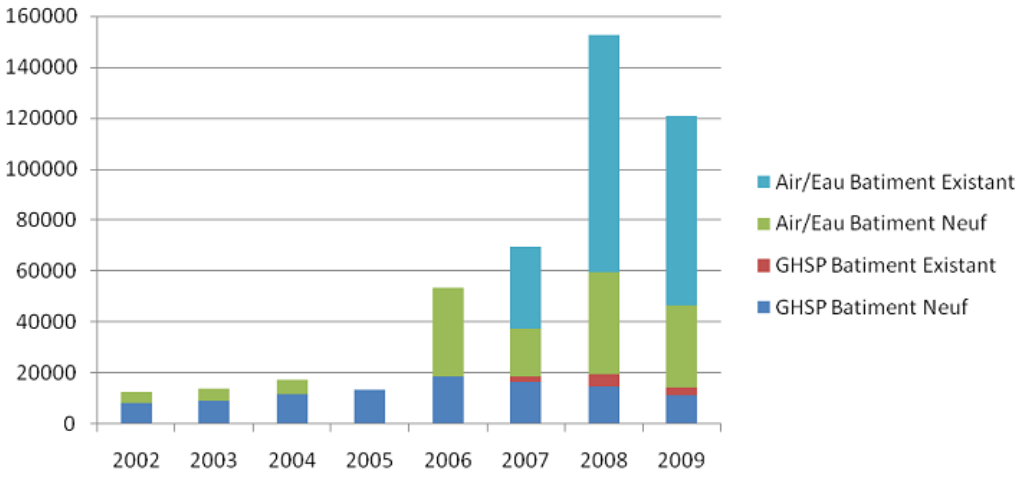

Source : Projet EU Sepemo [117]

**Figure 3.9 :** Variation de la température du sol et la température d'air extérieure.

### 3.5 Etat du marché

Selon l'Association Française pour les Pompes à Chaleur (AFPAC) [118] qui publie les statistiques de ventes de différents fabricants, le nombre total de PAC (PAC air / air exclues) en 2010 était de 600 000. ADEME [119] compte 950 000 PAC installées pour 27,5 millions de résidences principales en 2010. Le taux de pénétration des PAC dans le secteur résidentiel est d'environ 3,4%. Selon l'Observatoire des Energies Renouvelables (EurObserv'ER) [120], le parc total des PAC en 2012 en France est 1 259 355, avec 1 136 310 de PAC aérothermiques (90.2%) et 123 045 (9.8%) de PAC géothermiques.

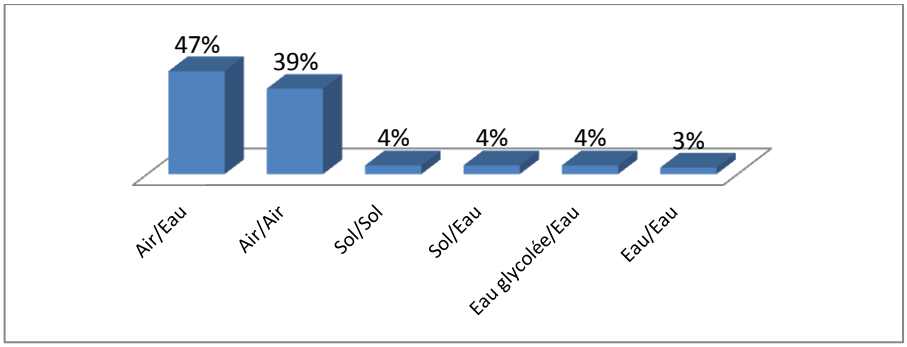
Selon le rapport du projet Persapac (2010) [101], le marché des PAC est largement constitué de ventes pour des maisons individuelles neuves où la part des PAC dans le marché d'équipements de chauffage est de plus en plus importante, les ventes pour la rénovation de bâtiment sont encore faibles. Comme le montre la Figure 3.10, les PAC air/eau pour le chauffage sont les plus vendues en France. En 2008, les PAC air/eau destinées au remplacement de chaudières dans des bâtiments existants représentaient 61% des PAC installées en France. Les PAC géothermiques sont destinées principalement à des bâtiments neufs et ne représentent qu'une minorité du parc français de PAC [101].




Source : Rapport Persapac [101]

**Figure 3.10 :** Subdivision du marché français des pompes à chaleur par type et destination.

Selon les résultats de l'enquête Sofres[4] en 2011 [121] sur 10 000 logements, 5% des ménages sont équipés d'une PAC. 89% des PAC ont été installées entre 2005 et 2011. Les PAC aérothermiques dominent le marché avec une part de 86%. La part des différents types de PAC installées sont données dans la Figure 3.11.




Source : TNS Sofres 2011 [121]

**Figure 3.11 :** Part des différents types de PAC installées en secteur résidentiel.

En conclusion, on a décidé de consacrer notre étude aux PAC aérothermiques en raison de leur forte thermosensibilité et leur position dominante. On distinguera par la suite les PAC air/eau et les PAC air/air.

[4] Résultats de l'enquête « Les équipements et les comportements des ménages en matière de maîtrise de l'énergie dans leurs logements », réalisée par TNS Sofres pour l'ADEME. L'étude réalisée est à partir du panel consommateurs de TNS Sofres, auprès d'un échantillon représentatif de 10 000 ménages.

## 3.6 Modélisation des Pompes à Chaleur Air-Eau

Le but de cette partie est de modéliser de manière simplifiée la thermosensibilité de la performance des PAC air/eau à l'échelle régionale. L'utilisation d'une modélisation spécifique détaillée (par exemple, un modèle thermodynamique détaillé) ne semble pas adaptée, car elle comprend un nombre d'inconnues trop important. Une telle modélisation convient plutôt à la simulation d'une PAC donnée.

On opte donc pour un modèle « pseudo-physique ». Il s'agit en réalité d'un modèle statistique de corrélation des performances sur des variables/paramètres physiques. On utilise notamment des modèles de régression linéaire de la puissance calorifique et de la puissance électrique sur les températures à l'évaporateur et au condenseur. Le lecteur intéressé peut se référer aux études de Rivière (2004) [107] pour la description de plusieurs modèles de ce type. Ces modèles ont été élaborés à partir de données communiquées par les constructeurs de PAC ou mesurées dans des laboratoires d'essais.

En appliquant des données issues de systèmes réels à des modèles pseudo-physiques, on souhaite prédire de manière plausible la variation des performances des PAC en fonction des conditions de fonctionnement. On représente la démarche suivie pour réaliser ces calculs sur la Figure 3.12.

Dans un premier temps, le besoin de chauffage à chaque température extérieure est calculé pour différents types de bâtiments. Ensuite la puissance calorifique ainsi que la puissance électrique à pleine charge sont modélisées en fonction de la température extérieure et de la température d'eau en sortie du condenseur. On peut alors calculer le taux de charge, qui est le rapport entre les besoins de chauffage du bâtiment et la puissance calorifique de la PAC à pleine puissance. Enfin, le COP final du système (sans appoint ou avec appoint) correspondant à ces conditions de fonctionnement est déduit.

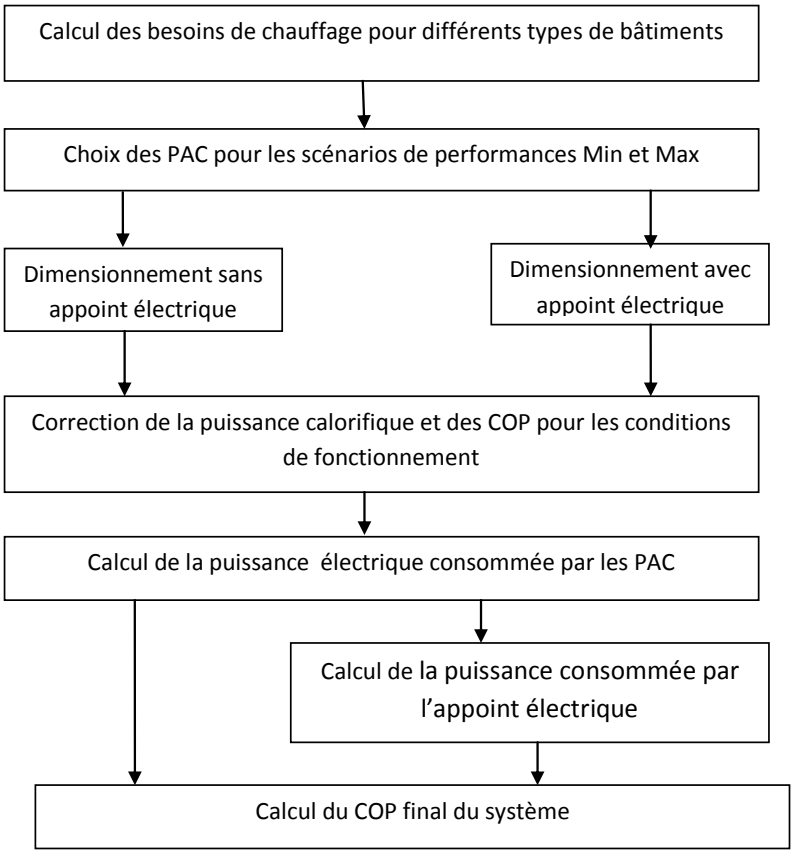



**Figure 3.12 :** Les étapes de calcul des consommations d'un système de PAC.

### 3.6.1 Calcul du besoin de chauffage pour différents types de bâtiments

La première étape repose sur le calcul des besoins de chauffage, qui correspondent à la quantité d'énergie qui doit être apportée aux locaux à chauffer pour satisfaire le confort thermique.

Il faut savoir que les installations de chauffage sont dimensionnées pour assurer le confort pour une température extérieure minimum appelée la température extérieure de base. Cette température dépend de la région et de l'altitude où se situe le bâtiment à chauffer. La température de base est la température minimale constatée au moins cinq fois par an sur une période de trente ans [122]. Dans le tableau ci-dessous les températures extérieures de base pour les départements de PACA sont représentées.

**Tableau 3.2** : Les températures extérieures de base pour les départements de PACA.

| Département | Text de base | Zone climatique | Part régionale de la population |
|---|---|---|---|
| Alpes-de-Haute-Provence | -8 | H2 | 3% |
| Hautes-Alpes | -10 | H1 | 3% |
| Alpes-Maritimes | -5 | H3 | 22% |
| Bouches-du-Rhône | -5 | H3 | 40% |
| Var | -5 | H3 | 21% |
| Vaucluse | -6 | H2 | 11% |

Source : Méthode 3CL-DPE [123]

Environ 80 % des logements en PACA se situent plutôt en zone H3[5] avec une température extérieure de base de -5°C [123]. On utilise -5°C dans nos calculs comme température de base. On suppose que la température intérieure est de 20°C et est la même dans toute la maison.

Selon la méthode décrite dans la norme EN12831 (2004) [124], les déperditions de base totales pour un espace chauffé, $\Phi_{HL}$ se calculent comme suit :

$$\Phi_{HL} = \sum \Phi_T + \sum \Phi_V \qquad [W] \qquad \textbf{(3.1)}$$

$\Phi_T$ *déperditions par transmission (W)*

$\Phi_V$ *déperditions par renouvellement d'air (W)*

Les déperditions par transmission peuvent être décrites d'une manière simplifiée comme suit:

$$\Phi_T = \sum U \cdot A \cdot (T_{\text{int}} - T_{ext}) \qquad [W] \qquad \textbf{(3.2)}$$

$U$ *coefficient moyen de déperdition par transmission de l'enveloppe du bâtiment en* $W/m^2K$

$A$ *surface extérieure du bâtiment en* $m^2$

$T_{int}$ *température intérieure en °C*

$T_{ext}$ *température extérieure en °C*

Les déperditions par renouvellement d'air sont données par la formule :

[5] La France est répartie en huit zones climatiques, qui sont regroupées en trois zones hiver (période de chauffage) : H1, H2 et H3, et quatre zones d'été (période de non chauffage) : a, b, c et d. H3 représente une zone plutôt chaude en bordure de la méditerranée

$$\Phi_V = H_V \cdot (T_{\text{int}} - T_{ext}) \qquad [\text{W}] \qquad \textbf{(3.3)}$$

$$H_V = Q \,.\, \rho \,.\, C_p \qquad \textbf{(3.4)}$$

$$\Phi_V = 0{,}34 \cdot Q \cdot (T_{\text{int}} - T_{ext}) \qquad [\text{W}] \qquad \textbf{(3.5)}$$

$Q$ *débit d'air (m³/s)*

$\rho$ *masse volumique de l'air à* $T_{int}$ *(kg/m³) ;*

$C_p$ *capacité calorifique massique de l'air à* $T_{int}$ *(kJ/(kg·K))*

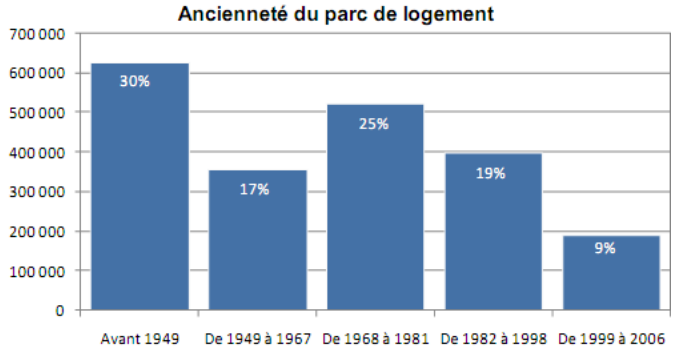
$T_{int}$ *température intérieure (°C)*

$T_{ext}$ *température extérieure (°C)*

Le débit de renouvellement d'air Q est la somme du débit de ventilation contrôlée et du débit dû aux infiltrations d'air. Le renouvellement d'air moyen est de l'ordre de 0,5 volumes/heure pour les logements [125]. Dans les logements anciens, ce taux de ventilation était souvent dépassé à cause des nombreuses infiltrations d'air [126].

Pour simuler la performance des PAC dans des contextes différents, on a sélectionné un ensemble de bâtiments de référence en combinant trois classes d'âge : les bâtiments construits jusqu'à 1988, les bâtiments construits de 1989 à 2000, et les bâtiments qui sont construits à partir de 2000.

Dans la Figure 3.13, la répartition des logements selon la période de la construction en région PACA est représentée. Plus de la moitié des logements ont été construits après 1968, dont un quart pendant la période 1968-1981. Plus spécifiquement, les logements construits avant 1975 représentent 63 % de ce parc [127].




Source : Tableau de bord construction durable en PACA - CERC PACA (2011) [127]

**Figure 3.13 :** Répartition des logements selon la période de la construction.

Dans le Tableau 5.3, la répartition du parc de logement avec chauffage électrique est donnée. 69% des logements avec chauffage électrique ont été construits avant 1989 [128].

**Tableau 3.3 :** Ancienneté du parc de logement avec chauffage électrique en région PACA.

| **Logement avec chauffage électrique** | **avant 75** | **75-89** | **89-2000** | **2000-2005** | **2005-2010** |
|---|---|---|---|---|---|
| Maisons individuelles | 19% | 21% | 9% | 4% | 3% |
| Immeubles collectifs | 19% | 10% | 8% | 4% | 2% |
| Total | 38% | 31% | 17% | 8% | 6% |

Source : CEREN [128]

Afin de calculer les déperditions, on utilise les coefficients de déperdition par transmission (U) des bâtiments selon leur période de construction décrits dans la Méthode 3CL-DPE (Tableau 3.4) [123].

**Tableau 3.4 :** Coefficient de déperdition par transmission (U) des bâtiments selon la période de construction.

| | | **jusqu'à 88** | **de 1989 à 2000** | **à partir de 2000** |
|---|---|---|---|---|
| Coefficient de déperdition par transmission (U) [$W/m^2.K$] | **Murs extérieurs** | 0.98 | 0.56 | 0.42 |
| | **Toiture** | 0.61 | 0.38 | 0.27 |
| | **Plancher** | 0.87 | 0.63 | 0.42 |
| | **Fenêtres** | 4.8 | 2.45 | 1.9 |

Source : Méthode 3CL-DPE [123]

Le logement type en région PACA comprend 3/4 pièces, pour une surface moyenne de 83 m² [129]. On considère que la moyenne de la surface vitrée par rapport à la surface habitable est de 13%. On suppose que les ponts thermiques représentent 20% des déperditions totales pour les bâtiments anciens, 15% pour les bâtiments de moyen d'âge et 10% pour les bâtiments neufs. Ces calculs sont effectués sur la base d'un taux de renouvellement d'air n = 0.8, n=0.6 et n=0.5 volume par heure respectivement.

Les résultats obtenus pour chaque type de bâtiment sont représentés dans la Figure 3.14.

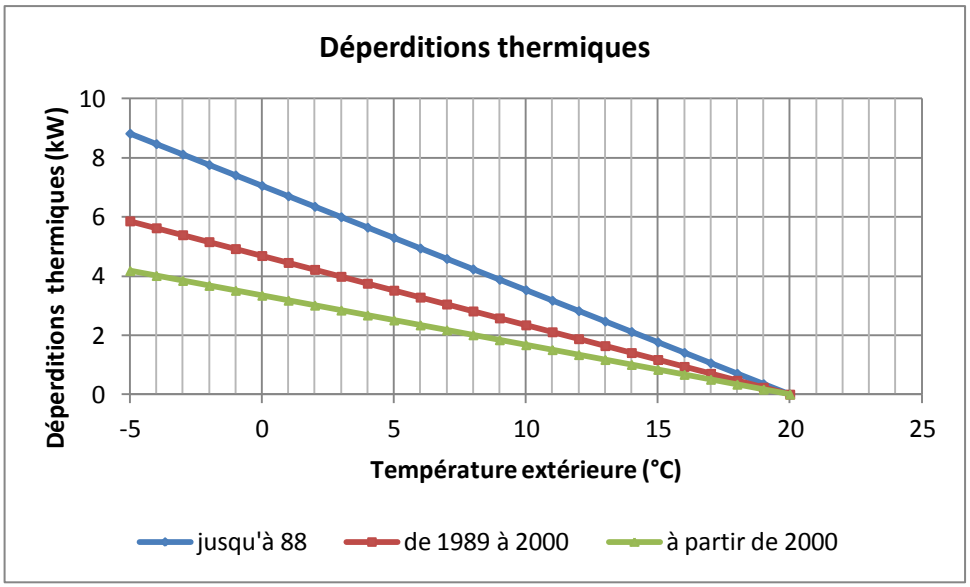



**Figure 3.14 :** Déperditions thermiques des bâtiments.

En fait, l'arrêt des installations de chauffage intervient pour des températures extérieures inférieures à 20°C. Le complément de chaleur nécessaire au confort est fourni par les apports internes (occupants, éclairage,...) et les apports externes (soleil) [130]. La température de non-chauffage (température extérieure à partir de laquelle il n'est plus nécessaire de chauffer) est en moyenne de 16°C [131]. C'est notamment la valeur considérée dans la norme 14825 [132]. Dans le graphique ci-dessous, les déperditions et le besoin en fonction de la température extérieure sont illustrés.

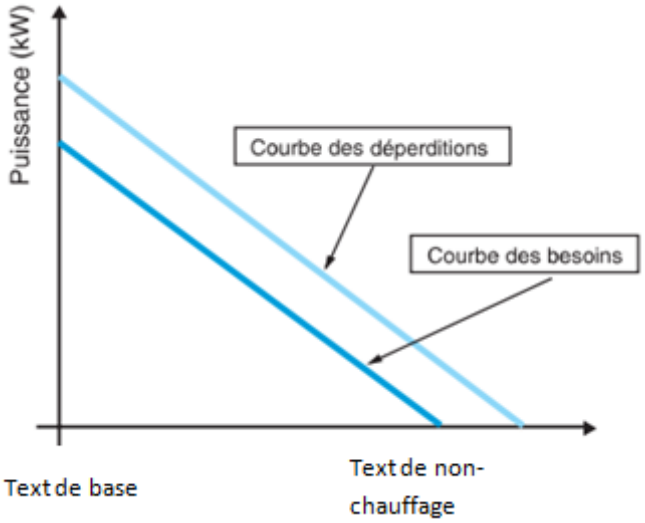



**Figure 3.15 :** Déperditions et besoin thermiques en fonction de la température extérieure.

La différence entre la courbe des déperditions et la courbe de besoin est la somme des apports internes et externes. On a supposé que les apports gratuits représentent 15% des déperditions totales.

$$Besoin_{ch} = \Phi_{HL} \cdot (1 - F) \quad \textbf{(3.6)}$$

| | |
|---|---|
| $Besoin_{ch}$ | *Besoin de chauffage* |
| $\Phi_{HL}$ | *Déperditions totales* |
| $F$ | *Facteur de récupération des apports gratuits (15%)* |

Les besoins thermiques correspondant aux différents types de bâtiments sont représentés dans la figure ci-dessous.

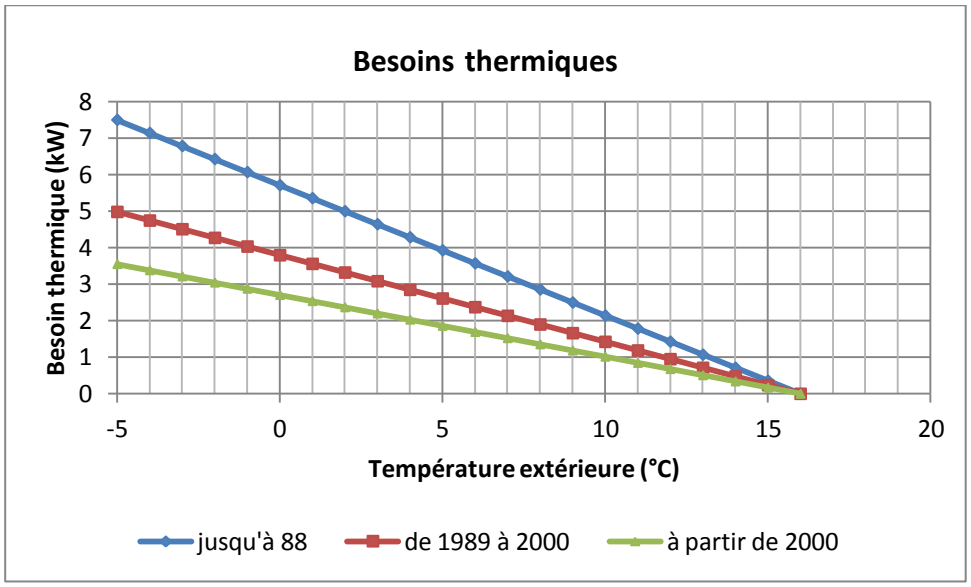



**Figure 3.16 :** Besoin thermique.

### 3.6.2 Loi d'eau choisie

La température d'eau délivrée par la PAC est variable en fonction de la température extérieure, selon une loi d'eau. Le principe d'une loi d'eau est de réguler la température du logement en fonction de la température extérieure. Plus il fait froid dehors, plus la température de départ sera élevée.

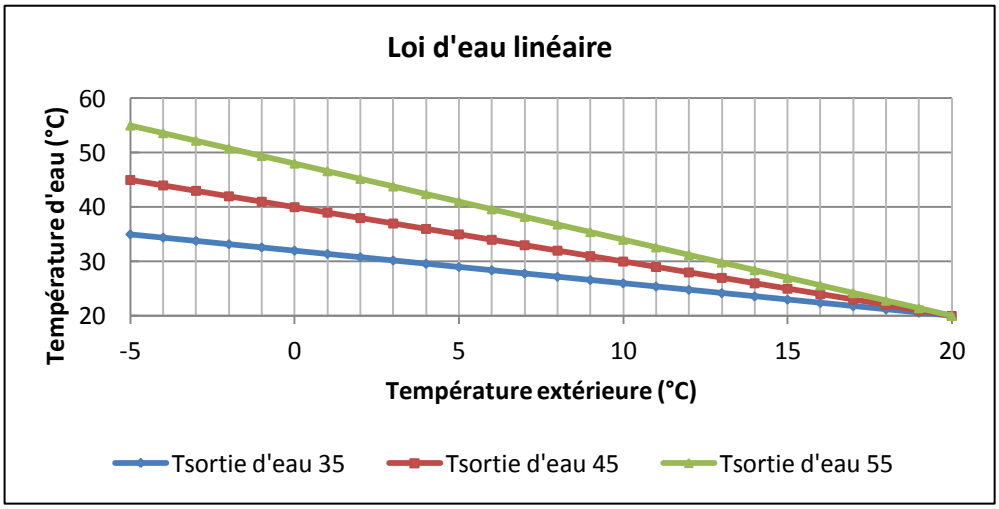
Pour régler correctement cette loi d'eau, il faut utiliser la température extérieure de base et la température de sortie de PAC nécessaire dans ces conditions pour combattre les déperditions de la maison. Il faut également connaître la température de non-chauffage. Dans nos calculs, on a utilisé -5°C comme température extérieure de base et 20°C comme la température extérieure de non-chauffage.

Chaque installation de chauffage correspond à une loi d'eau bien déterminée. Il faut aussi tenir compte du régime de température pour lequel les émetteurs ont été dimensionnés. On suppose que les bâtiments construits après 2000 sont chauffés par des planchers chauffants, les bâtiments construits entre 1989-2000 sont chauffés par des ventilo-convecteurs et les bâtiments plus anciens sont chauffés par des radiateurs.

Trois niveaux de température de départ d'eau sont étudiés selon le type d'émetteur :

- une loi d'eau pour plancher chauffant ($T_d$ = 35 °C pour $T_{ext}$ = -5 °C)
- une loi d'eau pour ventilo-convecteur ($T_d$ = 45 °C pour $T_{ext}$ = -5°C)
- une loi d'eau pour radiateur moyenne température ($T_d$ = 55 °C pour $T_{ext}$ = -5 °C)

Dans le graphique ci-après, les lois d'eau utilisées pour différents types d'émetteurs sont données.




| Système d'émission | Température de sortie d'eau (°C) | Loi d'eau (°C) |
|---|---|---|
| **Plancher chauffant** | 35 | $T_d$= (-0,6)*$T_{ext}$+32 |
| **Ventilo convecteur** | 45 | $T_d$= (-1)*$T_{ext}$+40 |
| **Radiateur basse température** | 55 | $T_d$= (-1,4)*$T_{ext}$+48 |

**Figure 3.17 :** Lois d'eau utilisées pour différents types d'émetteurs.

### 3.6.3 Choix des PAC pour le scénario « Min » et le scénario « Max »

On modélise la consommation des PAC pour un « scénario minimum » et pour un « scénario maximum ». Le scénario maximum correspond aux résultats de la PAC la plus performante et le scénario minimum correspond à ceux de la PAC la moins

performante. Afin de choisir ces deux PAC, on utilise les données de performance des dix différents modèles de PAC air/eau obtenues de Wärmepumpen Testzentrum en Suisse (WPZ, 2009) [133]. WPZ teste les PAC conformément aux règlements de test de European Heat Pump Association (EHPA). Par exemple, la machine est testée avec de l'air à 7° C, de l'eau qui arrive à 30° C et qui repart à 35° C. Ainsi, le COP donné est noté sur les documentations COP 7°C $_{(Air)}$30/35°C $_{(Eau)}$.

Le COP réel d'une PAC varie largement en fonction de températures des sources chaudes et froides. Toutefois, les paramètres qui définissent un cycle réel sont complexes, et leurs variations en fonction de la variation des températures sont difficiles à modéliser. Par conséquent, une équation représentant le COP pour différentes températures est développée empiriquement à partir de ces données d'essais.

$$\frac{\mathrm{COP}}{\mathrm{COP}_{nom}} = (a + b(T_{ext} - T_{extnom}) + c(T_{eau} - T_{eaunom}) + d(T_{ext} - T_{extnom})(T_{eau} - T_{eaunom})) \quad \textbf{(3.7)}$$

| | |
|---|---|
| *COP, $COP_{nom}$* | *COP à pleine charge non nominale et nominale [kW]* |
| *$T_{ext}$, $T_{extnom}$* | *Température d'entrée d'air [°C]* |
| *$T_{eau}$, $T_{eaunom}$* | *Température de sortie d'eau [°C]* |
| *a, b, c, d* | *Coefficients de régression* |

On choisit $COP_{nom}$ étant le COP nominal au point d'essai avec de l'air à 7°C ($T_{extnom}$) et de l'eau à 45°C ($T_{eaunom}$). On divise le COP en chacun des points de fonctionnement par la valeur du COP nominal afin d'obtenir des valeurs adimensionnées du COP. Cela permet de s'affranchir des dimensions de la PAC, et de pouvoir comparer les tendances d'évolution sur une même base. Dans la figure ci-dessous les COP à 45°C d'eau de dix machines testées par WPZ sont donnés pour différentes températures extérieures.

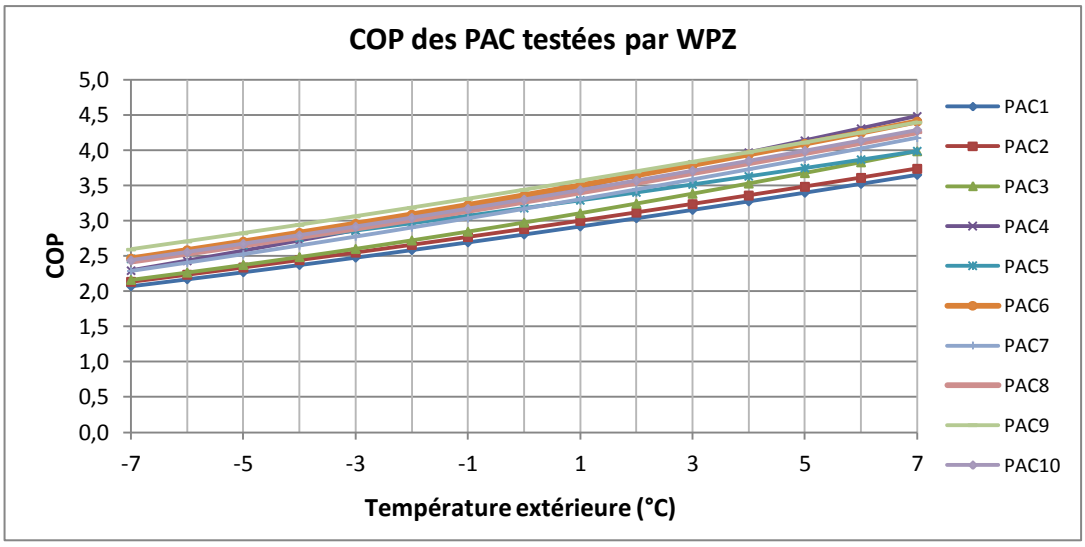



**Figure 3.18 :** COP des machines testées par WPZ.

Pour le scénario minimum, on utilise la PAC avec le COP le plus faible (PAC1) et pour le scénario maximum on utilise la PAC avec le COP le plus élevé (PAC9) (Figure 3.19).

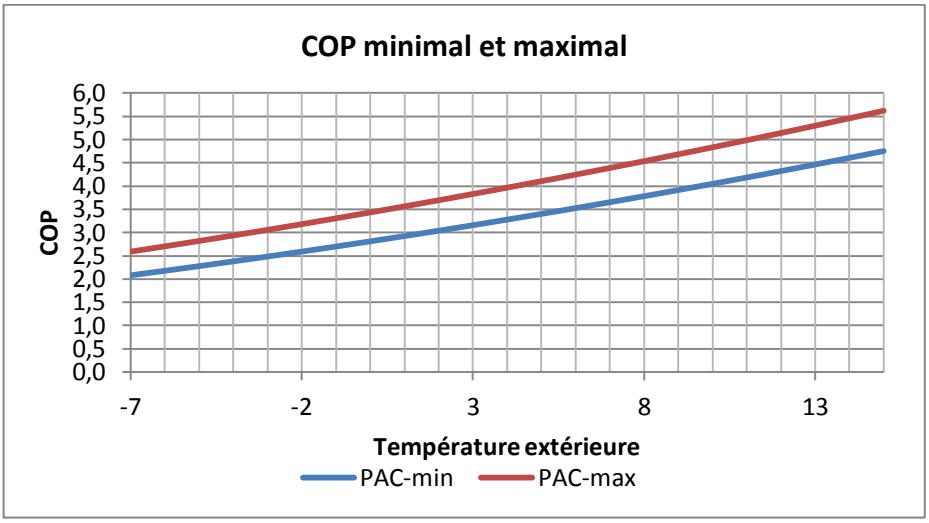



**Figure 3.19 :** COP minimal et maximal.

Les COP associés à la PAC la plus performante et à la PAC la moins performante sont donnés dans le tableau ci-dessous.

**Tableau 3.5 :** COP des PAC pour les scénarios « Min » et « Max ».

| ***COP*** | ***7/35*** | ***7/45*** | ***7/55*** |
|---|---|---|---|
| **COP-min** | 3,4 | 2,8 | 2,3 |
| **COP-max** | 4,3 | 3,5 | 2,9 |

Après la sélection des PAC pour le scénario « Min » et le scénario « Max », la prochaine étape consiste à calculer les puissances calorifiques et les puissances électriques en se basant sur les données de ces deux machines.

On modélise le comportement de la PAC par une approche simplifiée avec quatre équations, l'une pour décrire la variation de la puissance calorifique à pleine puissance, l'autre pour décrire la variation de la puissance électrique à pleine puissance et les autres pour la dégradation des performances à charge partielle en fonction du taux de charge et la dégradation des performances due au givrage et au cycle de dégivrage de l'échangeur extérieur.

### 3.6.4 Modèle de puissance calorifique et de puissance électrique à puissance maximale

Les modèles pour estimer la puissance calorifique et la puissance électrique sont des polynômes qui utilisent la température de retour et la température de l'air extérieur comme variables prédictives. Les régressions développées par la suite donnent la puissance de chauffage fournie par la PAC ainsi que la puissance absorbée en fonction de la température d'air et de la température d'eau.

Modèle de puissance calorifique à pleine puissance :

$$P_{cal} = P_{calnom}(a + b(T_{ext} - T_{extnom}) + c(T_{eau} - T_{eaunom}) + d(T_{ext} - T_{extnom})(T_{eau} - T_{eaunom})) \quad \textbf{(3.8)}$$

Modèle de puissance électrique à pleine puissance :

$$P_{elec} = P_{elecnom}(a + b(T_{ext} - T_{extnom}) + c(T_{eau} - T_{eaunom}) + d(T_{ext} - T_{extnom})(T_{eau} - T_{eaunom})) \quad \textbf{(3.9)}$$

$P_{cal}$, $P_{calnom}$ *Puissance calorifique à puissance maximale non nominale et nominale [kW]*

$P_{elec}$, $P_{elecnom}$ *Puissance électrique à puissance maximale non nominale et nominale*

$T_{ext}$ *Température d'entrée d'air [°C]*

$T_{eau}$ *Température de sortie d'eau [°C]*

*a, b, c, d* *Coefficients de régression*

Les valeurs des coefficients de régression de la puissance calorifique et de la puissance électrique associée à la PAC « Min » et à la PAC « Max » sont données dans le tableau ci-dessous.

**Tableau 3.6 :** Valeur des coefficients utilisés pour la PAC « Min » et la PAC « Max ».

| **Puissance calorifique** | ***a*** | ***b*** | ***c*** | ***d*** |
|---|---|---|---|---|
| **MIN** | 1.030 | 0.024 | -0.003 | -0.00005 |
| **MAX** | 0.958 | 0.021 | -0.003 | -0.00007 |

| **Puissance électrique** | ***a*** | ***b*** | ***c*** | ***d*** |
|---|---|---|---|---|
| **MIN** | 1.019 | 0.004 | 0.017 | 0.00011 |
| **MAX** | 0.987 | 0.006 | 0.016 | 0.00007 |

Les modèles décrivant les caractéristiques à pleine puissance des PAC étant adimensionnés, la puissance calorifique des PAC est fixée à différentes valeurs pour atteindre différents dimensionnements selon le besoin thermique des batiments.

### 3.6.5 Modèle de dégradation de la puissance calorifique due au dégivrage

Pour prendre en compte le dégivrage, les modèles simplifiés considèrent un coefficient de dégradation constant dont l'application dépend de la plage de température de l'air extérieur. L'influence de l'humidité relative de l'air n'est pas prise en compte. On fait une hypothèse similaire d'une diminution progressive du coefficient de dégradation en fonction de la température. On considère que l'humidité absolue de l'air diminue avec la température de l'air extérieur et que la dégradation du dégivrage en dessous d'une certaine température est négligeable. La valeur du coefficient de dégradation $C_{gd}$ provient d'essais évaluant la dégradation moyenne au cours d'un cycle de fonctionnement intégrant à la fois le fonctionnement normal de pompe à chaleur et les cycles de dégivrage. La valeur par défaut est 90% [112]. On suppose que le coefficient de dégradation est de 0.1 à 2°C

$$P_{cal-gd} = P_{cal-pc}.(1-C_{gd}) \qquad \text{si } T_{ext} < 5 \qquad \textbf{(3.10)}$$

$$P_{cal-gd} = P_{cal-pc} \qquad \text{si } T_{ext} > 5 \qquad \textbf{(3.11)}$$

$P_{cal\text{-}gd}$ *Puissance calorifique à puissance maximale avec givrage/dégivrage*

$P_{cal\text{-}pc}$ *Puissance calorifique à puissance maximale sans givrage/dégivrage*

$C_{gd}$ *Coefficient de dégradation de givrage/dégivrage*

$T_{ext}$ *Température sèche à l'entrée de l'évaporateur*

### 3.6.6 Modèle de dégradation des performances à charge partielle

Le modèle de dégradation des performances à charge partielle permet de prendre en compte l'évolution des performances lorsque la PAC ne fonctionne pas à pleine charge. Le fonctionnement à charge partielle correspond au régime de fonctionnement dans lequel la puissance calorifique à pleine charge de la PAC est supérieure aux besoins de chauffage. Le système de régulation de la PAC adapte la puissance calorifique délivrée en vue de maintenir une température de consigne dans les locaux à chauffer [111].

On suppose que les PAC air/eau installées fonctionnent en mode tout ou rien. Le compresseur effectue des cycles de marche/arrêt. Un facteur de dégradation doit être utilisé pour calculer la valeur du COP à charge partielle correspondant. Ce facteur de dégradation correspond à une dégradation moyenne de la performance de la PAC sur le pas de temps considéré. Cela signifie que la performance de la PAC est moyennée sur plusieurs cycles successifs marche/arrêt du compresseur.

Pour le fonctionnement tout ou rien, il y a trois phénomènes qui influencent la performance de la machine :

1) la dégradation des performances liée à la perte d'énergie nécessaire à l'établissement des pressions qui n'est que partiellement récupérée lorsque la machine s'arrête. Ce phénomène reste cependant négligeable pour les PAC air/eau contrairement aux PAC air/air selon la Norme 14825 [132].

2) La présence de consommations électriques résiduelles d'auxiliaires lorsque le compresseur est à l'arrêt au cours des cycles marche/arrêt. La PAC continue donc à consommer de l'électricité (cartes électroniques, résistance de carter, pompe intégrée). Pertes par consommation électrique pendant la phase arrêt :

$$\frac{COP}{COP_{(100\ \%)}} = \frac{PLR}{C_c.PLR + (1 - C_c)} \qquad \textbf{(3.12)}$$

*COP* *COP à charge partielle*

$COP_{100\%}$ *COP à puissance maximale*

*PLR* *taux de charge*

*Cc* *coefficient de dégradation lié aux consommations de veilles (arrêt du compresseur)*

Cependant, les consommations électriques résiduelles sont non corrélées à la température extérieure et devraient être captées dans la part non-thermosensible de la demande électrique. On fait donc le choix de les exclure du modèle de thermosensibilité du COP.

3) La dégradation des performances due à la variation de la température d'eau en sortie du condenseur entre les phases d'arrêt et de marche du compresseur, par rapport à la situation de pleine charge ou celui-ci fonctionne en continu.

Pour la température d'eau côté condenseur, si la consigne est identique, la température moyenne du condenseur peut varier selon la stratégie de régulation adoptée [100]. Pour une PAC régulant la température de départ d'eau au condenseur :

Soit une PAC qui maintient par exemple une température moyenne de départ d'eau de 45°C avec une température moyenne de retour de 40°C à pleine puissance. Lorsqu'elle fonctionne à 50 % de taux de charge, la température moyenne de sortie d'eau diminue. Si la machine fonctionne en cyclage pour ne fournir que 50 % de sa puissance maximale, elle va s'arrêter environ la moitié du temps. Quand elle fonctionne, le régime de fonctionnement ne peut plus être 40-45 °C au condenseur, mais la température de départ doit augmenter lors de la période de fonctionnement pour compenser les pertes pendant la période d'arrêt. Le nouveau régime de température nécessaire pour atteindre une consigne de température moyenne de 45 °C est un régime de 42.5 °C – 47.5 °C, en première approximation [100]. Ceci implique une température de condensation du fluide frigorigène supérieure lorsque le compresseur est en marche par rapport au fonctionnement à pleine charge.

La formule permettant d'évaluer l'écart de COP relatif lors d'un fonctionnement à charge partielle d'une régulation d'eau peut s'écrire comme suit :

$$\frac{COP}{COP_{(100\%)}} = 1 - (\Delta T_n \cdot K \frac{\delta P_{cal}}{\delta T_{eau}}) \cdot (1 - PLR) \qquad \textbf{(3.13)}$$

*PLR* *taux de charge*

$\Delta T_n$ *écart de température à pleine charge entrée / sortie du condenseur*

$K\frac{\delta P_{cal}}{\delta T_{eau}}$ *variation de la puissance calorifique quand la température de sortie d'eau diminue de 1 K, à débit d'eau constant*

La régulation de la température d'eau implique une dégradation de la performance de 1 à 3 % par Kelvin [100]. On a utilisé une dégradation du COP de 3% / ° K de diminution de la température moyenne de retour d'eau en supposant qu'il y a un écart de température entrée-sortie d'eau de 5 K.

### 3.6.7 Modèle de l'appoint électrique

On suppose que la PAC fonctionne en mode bivalent à partir d'une température de bivalence. En dessous de cette température, la PAC ne permettant plus de couvrir l'entièreté des besoins calorifiques, l'appoint électrique est utilisée pour combler le manque de puissance fourni par la pompe à chaleur. On suppose que les PAC couvrent le besoin total de chauffage jusqu'à une température extérieure de 2°C. La PAC continue à fonctionner lorsque le chauffage d'appoint s'enclenche. La puissance électrique consommée par le chauffage d'appoint ($P_{app}$) s'écrit de la manière suivante :

$$P_{app} = B_{chauffage} - P_{calo} \text{ si } B_{chauffage} > P_{calo} \quad \textbf{(3.14)}$$

$$P_{app} = 0 \text{ si } B_{chauffage} < P_{calo} \quad \textbf{(3.15)}$$

Le rendement d'appoint électrique est supposé constant, ici 100 %.

Le COP final du système pour le fonctionnement combiné « PAC et appoint » s'écrit :

$$\mathrm{COP}_{\mathrm{final}} = \frac{B_{chauffage}}{\frac{B_{chauffage} - P_{app}}{COP_{pac}} + P_{app}} \quad \textbf{(3.16)}$$

Le COP final est calculé comme la fraction entre le besoin thermique total du bâtiment et la somme de la puissance électrique totale absorbée par la PAC et un appoint électrique d'un COP égal à 1.

### 3.6.8 Résultats des modèles de PAC air/eau

Les modèles de performance des PAC sont combinés avec le modèle simple d'évaluation des besoins de chauffage des bâtiments. On tient compte des trois catégories de bâtiments précédemment définies, de deux catégories de performances de PAC (cas de performance « Min » et de performance « Max »), et de systèmes avec ou sans appoint électriques. Ceci nous mène à 12 scénarios différents, résumés dans le tableau suivant.

**Tableau 3.7 :** Scénarios de la modélisation des PAC air/eau.

| | **Sans appoint (SA)** | | **Avec Appoint (AA)** | |
|---|---|---|---|---|
| | ***PAC « Min »*** | ***PAC « Max »*** | ***PAC « Min »*** | ***PAC « Max »*** |
| **Bâtiments avant 89** | Loi d'eau 55/20°C \| -5/20°C<br>$T_{ext}$ de base -5°C | | Loi d'eau 55/20°C \| -5/20°C<br>$T_{ext}$ de base -5°C<br>$T_{ext}$ bivalente 2°C | |
| **Bâtiments 1989-2000** | Loi d'eau 45/20°C \| -5/20°<br>Text de base -5°C | | Loi d'eau 45/20°C \| -5/20°C<br>Text de base -5°C<br>Text bivalente 2°C | |
| **Bâtiments après 2000** | Loi d'eau 35/20°C \| -5/20°C<br>Text de base -5°C | | Loi d'eau 35/20°C \| -5/20°C<br>Text de base -5°C<br>Text bivalente 2°C | |

Pour le scénario sans appoint, on fait l'hypothèse que toutes les PAC ont été dimensionnées pour couvrir 100% des besoins jusqu'à -5°C de température extérieure. Pour le scénario avec appoint, les PAC ont été dimensionnées pour couvrir 100% de besoins jusqu'à 2°C. L'appoint est donc enclenché pour couvrir la partie des besoins non couverte par les PAC entre 2°C et -5°C de température extérieure.

On applique ensuite les scénarios Min et Max de performance des PAC à chacun des deux scénarios précédents. Les modèles de puissance calorifique et de puissance électrique à pleine charge ainsi que le modèle de charge partielle sont utilisés pour évaluer le COP des PAC en fonction de la température extérieure. On considère différentes lois d'eau pour différents types de bâtiments. On suppose que les bâtiments construits après 2000 sont chauffés par des planchers chauffants (35°C), les bâtiments construits entre 1989-2000 sont chauffés par des ventilo-convecteurs (45°C) et les bâtiments plus anciens sont chauffés par des radiateurs (55°C).

Dans les figures ci-dessous, on peut observer l'évolution du COP en fonction de la température extérieure, pour chacun des quatre scénarios et pour les trois catégories de bâtiments prises en compte :

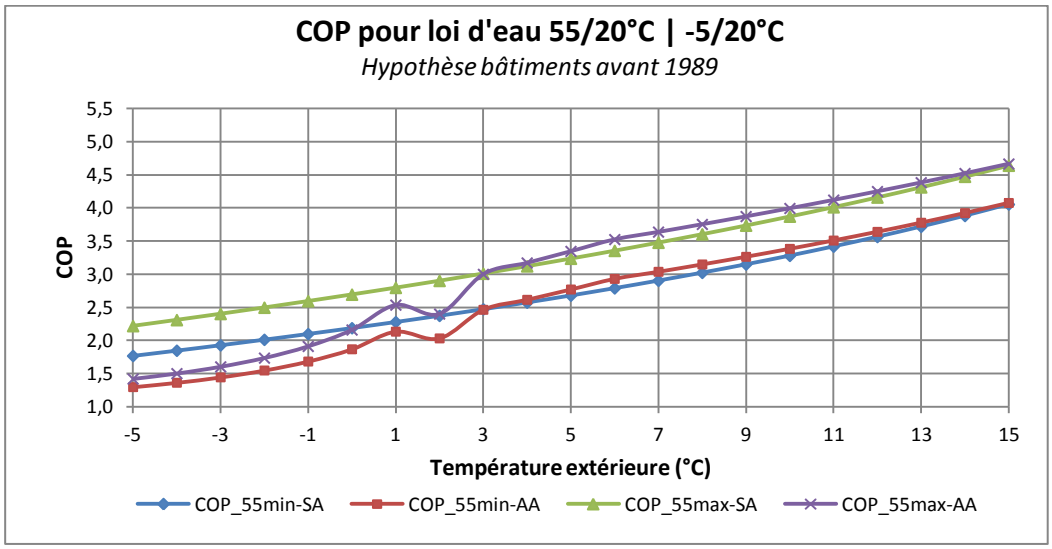



**Figure 3.20 :** Scénarios de COP pour les bâtiments construits avant 1989.

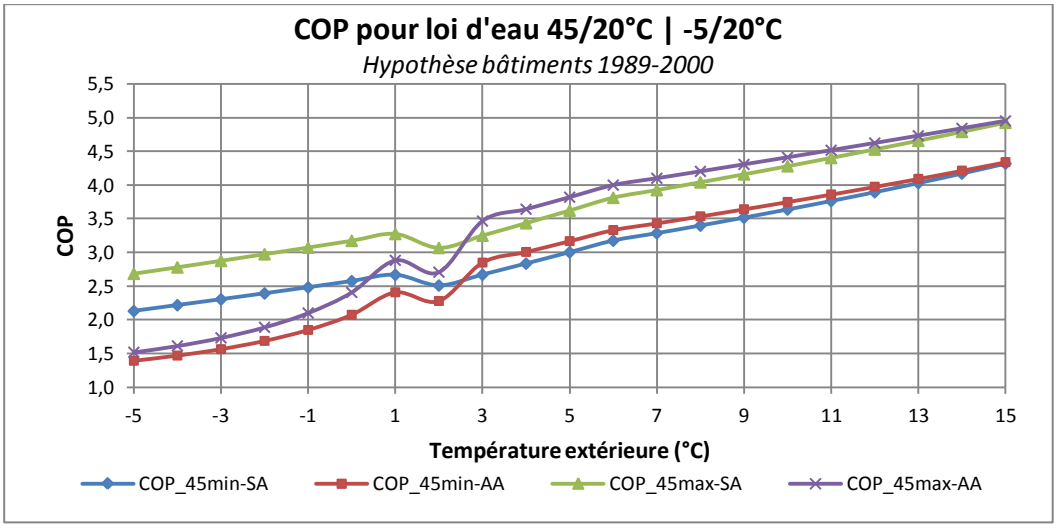



**Figure 3.21 :** Scénarios de COP pour les bâtiments construits entre 1989-2000.

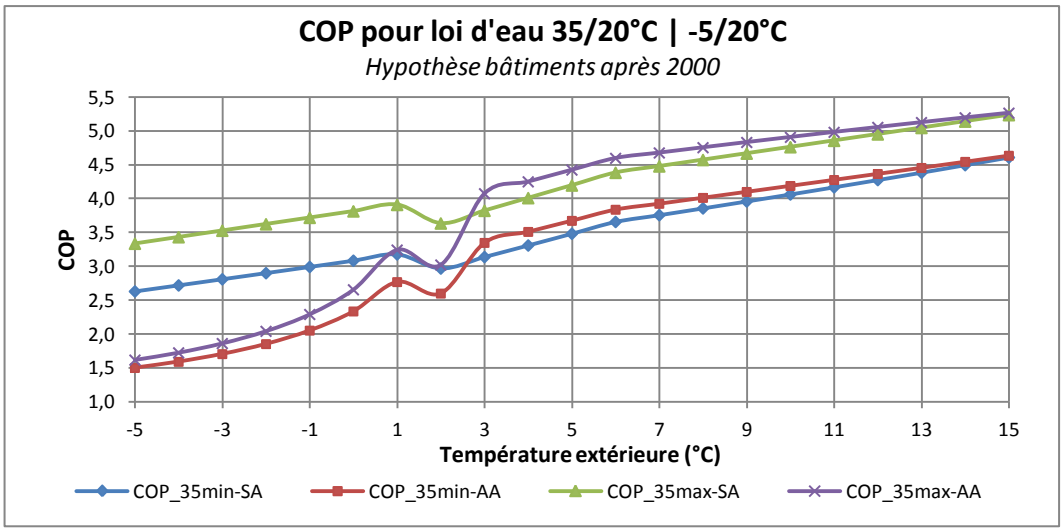



**Figure 3.22 :** Scénarios de COP pour les bâtiments construits après 2000.

Les résultats sont cohérents avec les hypothèses réalisées :

● La première remarque attendue est que la performance des PAC est supérieure pour des PAC couplées avec des émetteurs basse température (hypothèse des bâtiments construits après 2000) qu'avec des émetteurs plus haute température (hypothèses des bâtiments plus anciens). L'effet de la loi d'eau sur le COP est cohérent.

● Pour tous les scénarios, le COP augmente logiquement avec la température extérieure. En effet, l'écart de température entre la source chaude (air intérieur des pièces chauffées, considéré constant à 20°C) et la source froide (air extérieur au bâtiment) se réduit quand la température extérieure augmente, ce qui se traduit par une amélioration de la performance des PAC à pleine charge.

● Si l'on compare les scénarios Max sans appoint et Min sans appoint, on peut analyser l'impact de la charge partielle sur l'écart de performance entre les deux scénarios. A une température extérieure donnée, les PAC Max et PAC Min fournissent la même puissance thermique, puisqu'elles répondent exactement au besoin du bâtiment dans notre modélisation simplifiée. En divisant le COP de l'une par le COP de l'autre, on obtient le ratio des puissances électriques consommées par les deux PAC. A -5°C de température extérieure, pour le scénario des bâtiments construits après 2000, sans appoint, ce ratio est de 3,34/2,63, soit 1,27. A 15°C, ce ratio est de 5,26/4,63, soit 1,14. On voit donc que l'écart de performance entre les PAC se réduit. Les PAC fonctionnant à un taux de charge plus faible à température

extérieure élevée, cette réduction de l'écart de performance est donc en partie du à la part croissante de l'impact de la charge partielle sur la performance des PAC (on a considéré un même scénario de dégradation des performances à charge partielle pour les PAC Min et Max). Autrement dit, plus le taux de charge est faible, plus le COP des PAC est affecté par la dégradation de performance à charge partielle, et plus l'écart de performance entre les PAC se réduit.

● L'utilisation d'un appoint dégrade fortement le COP à faible température extérieure, ce qui était attendu. On peut considérer un COP de 1 pour du chauffage électrique contre un COP supérieur pour la PAC, d'où une nette diminution du COP global lorsque l'appoint augmente.

● A température extérieure plus élevée (> 2°C = température de bivalence), pour les scénarios avec appoint, le COP est supérieur. En effet, bien que l'appoint ne soit alors plus utilisé, la PAC fonctionne à un taux de charge plus élevé puisqu'elle a été dimensionnée pour une température extérieure plus élevée. Le COP est moins affecté par la dégradation de performance à charge partielle.

● On peut enfin noter que pour les scénarios avec appoint, l'écart de performance global entre les systèmes {PAC « Max » + Appoint} et {PAC « Min » + Appoint} se réduit d'autant plus que l'appoint est utilisé.

On a enfin calculé un COP régional pondéré pour l'ensemble des bâtiments et systèmes considérés, comme suit :

- En l'absence de données sur le dimensionnement et la répartition des PAC à l'échelle régionale selon leurs performances réelles, on a supposé 50% de bâtiments équipés d'un système {PAC + appoint} et 50% de bâtiments sans appoint.
- On a de même considéré, en l'absence de données statistiques permettant d'affiner notre hypothèse, qu'au sein de chacun de ces cas de figure, 50% des PAC pouvaient être assimilées au scénario Min, et 50% au scénario Max.

On obtient les COP pondérés suivants (Figure 3.23) pour chaque catégorie de bâtiments :

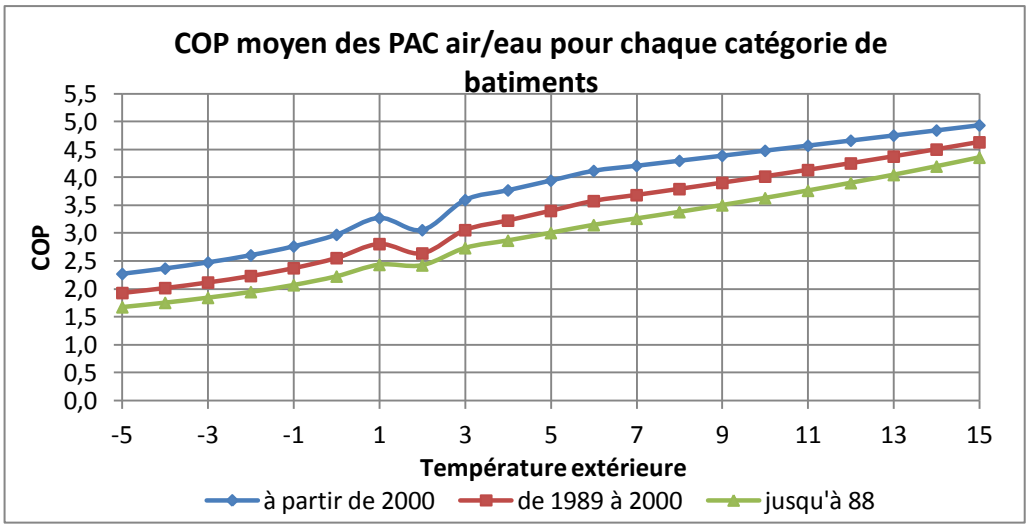



**Figure 3.23 :** COP des PAC Min et Max pour différents types de bâtiments.

On peut enfin obtenir un COP régional pondéré selon la répartition suivante des catégories de bâtiments fournie par RTE:

**Tableau 3.8 :** Répartition régionale des PAC air-eau.

| | Part (%) |
|---|---|
| **Total PAC air-eau (neuf)** | 32% |
| **Total PAC air-eau (ancien)** | 36% |
| **Total PAC air-eau (ancien en relève)** | 32% |

Source : RTE

D'où le résultat final présenté dans la Figure 3.24. On remarque que la variation obtenue du COP pourrait être raisonnablement régressée linéairement sur la température extérieure.

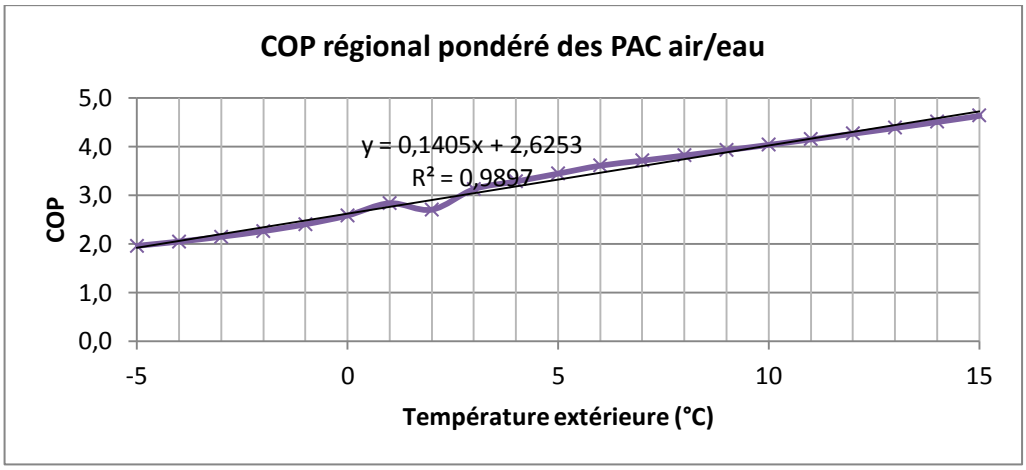



**Figure 3.24 :** COP régional pondéré des PAC air/eau.

On a fait aussi des calculs pour calculer un COP régional pondéré pour l'ensemble des bâtiments et systèmes considérés, pour représenter un scénario « basse performance» et un scénario «haute performance» :

- Pour le scénario « basse performance» on a supposé 100% de bâtiments sont équipés d'un système {PAC « min » + appoint}
- Pour le scénario « haute performance» on a supposé 100% de bâtiments sont équipés d'un système {PAC « max » + sans appoint}

Les COP des PAC air/eau correspondants à ces deux scénarios sont représentés dans la figure ci-après.

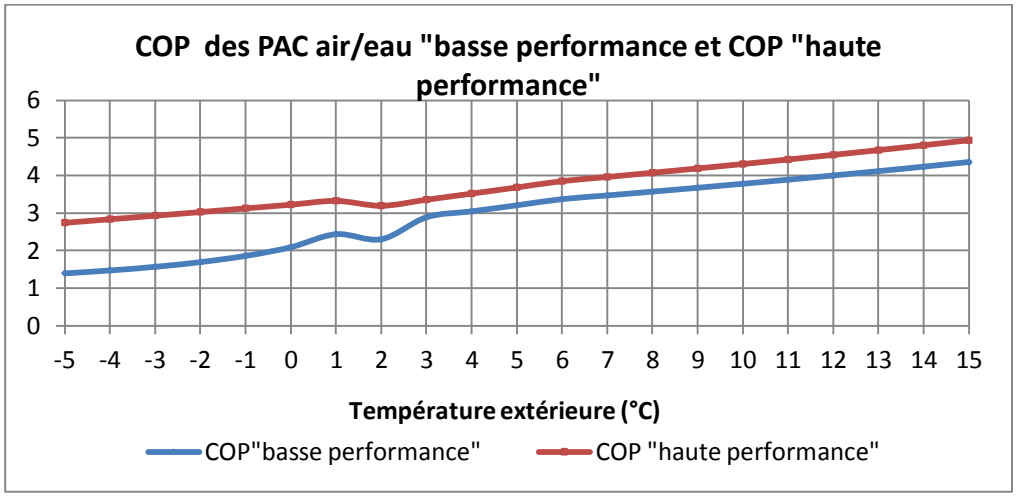



**Figure 3.25 :** COP des PAC air/eau correspondant au scénario « basse performance » et COP correspondant au scénario « haute performance ».

On remarque que la forme du COP pourrait être assez différente selon les hypothèses qu'on a faites.

Il nous reste cependant à tenir compte des PAC air/air dans le calcul du COP régional.

### 3.7 Modélisation des PAC air/air

On rencontre généralement très peu de PAC air/air "Tout ou rien". Le marché est dominé par les constructeurs japonais qui ont largement contribué à la diffusion de la technologie Inverter [108]. On suppose que les PAC air/air installées sont les PAC du type Inverter.

La performance des PAC air/air en fonction de la température extérieure est calculée d'une manière similaire. Le modèle est basé sur deux équations établies à partir de l'expression du coefficient de performance théorique.

$$COP = \frac{P_{cal}}{P_{elec}} \quad \textbf{(3.17)}$$

La variation de la puissance calorifique à pleine charge dans des conditions non nominales est calculée en fonction de la température de l'air à l'entrée de l'évaporateur (unité extérieure) et de la température d'entrée de l'air au condenseur (unité intérieure).

$$P_{cal} = P_{cal\,nom}(1 + a(T_{ext} - T_{extnom}) + b(T_{int} - T_{int\,nom}) \quad \textbf{(3.18)}$$

La puissance électrique à puissance maximale dans les conditions non nominales est modélisée d'une manière similaire.

$$P_{elec} = P_{elec\,nom}(1 + c(T_{ext} - T_{extnom}) + d(T_{int} - T_{int\,nom}) \quad \textbf{(3.19)}$$

Les régressions sont développées à partir des données de constructeur utilisées dans le rapport Eco-Design (2012) [134] (rapport préparatoire à l'établissement d'un règlement européen sur les systèmes de climatisation centralisés, ce qui inclut les systèmes réversibles fonctionnant également en mode chauffage). On reprend le cas de base qui a été considéré dans l'étude comme représentatif, en termes de performances, de l'état actuel du marché européen. On considère la catégorie des systèmes splits, ceux-ci étant les systèmes air/air les plus répandus.

Après avoir recalculé la variation des performances de ce cas de base selon le modèle proposé dans le rapport, on applique notre propre modèle de régression aux données générées par ce modèle. Contrairement aux choix faits dans cette étude, on tient compte séparément de la dégradation de la puissance calorifique fournie par la PAC lors du dégivrage de l'échangeur extérieur. On considère le même modèle simplifié de dégivrage que les PAC air/eau (cf. 5.6.5).

On distingue également un scénario « Min » et un scénario « Max ». La PAC « Min » correspond au produit représentatif du stock de systèmes, donc des systèmes vendus avant 2000 et la PAC « Max » correspond au produit représentatif des ventes « actuelles », soit vers 2010.

Au final, on obtient le modèle simplifié de performance suivant (Tableau 3.9) :

**Tableau 3.9 :** Données de référence et coefficients de régression.

| | **Scénario Min** | **Scénario Max** |
|---|---|---|
| **Pcalo_référence (à pleine puissance)*** | 7.5kW | |
| **Pelec_référence (à pleine puissance)*** | 4.6kW | 4.0kW |
| **T intérieure de référence*** | 16°C | |
| **T extérieure de référence*** | -14.7°C | |
| **Coefficient de régression** | | |
| ***a*** | -0,019191 | |
| ***b*** | 0,049192 | |
| ***b*** | 0,0095637 | |
| ***d*** | 0,0085339 | |

*Source : Eco-Design (2012) [134]

Dans le cas, des PAC Inverter, les performances du système s'améliorent pour des taux de charge compris entre 40% et 100%. L'évolution du coefficient de charge partielle en fonction du taux de charge est donnée à la figure suivante. Cette courbe a été établie à partir de données communiquées par des fabricants de pompes à chaleur japonais [135] de l'étude Eco-Design. Ainsi la technologie Inverter, permet d'augmenter les performances de la pompe à chaleur lors de son fonctionnement à charge partielle jusqu'à un taux de charge partielle de 40%. Pour un taux de charge partielle inférieur à cette valeur, la pompe à chaleur fonctionne en mode marche arrêt et ne permet plus de bénéficier de la technologie Inverter [112].

Ce modèle peut se décomposer en deux parties : l'une caractérisant les performances de la PAC grâce à l'Inverter ($40\%<\tau<100\%$) de façon linéaire, et l'autre caractérisant les performances pour un fonctionnement marche arrêt ($\tau<40\%$).

Au dessus du taux de charge de référence ($PLR_{min}$), l'évolution du facteur de charge partielle en fonction du taux de charge est supposée linéaire [111]:

$$PLF = a \cdot PLR + b \quad \textbf{(3.20)}$$

$$a = \frac{1 - PLF_{min}}{1 - PLR_{min}} \text{ et } b = \frac{PLF_{min} - PLR_{min}}{1 - PLR_{min}} \quad \textbf{(3.21)}$$

Pour le fonctionnement marche arrêt ($\tau$ <40%), il y a deux phénomènes qui influencent la performance : la dégradation des performances liée à la perte d'énergie

nécessaire à l'établissement des pressions qui n'est que partiellement récupérée lorsque la machine s'arrête (a), et la présence de consommations électriques résiduelles alors que le compresseur est à l'arrêt (contrôles de l'équipement, ventilateur et/ou résistance de carter) (b).

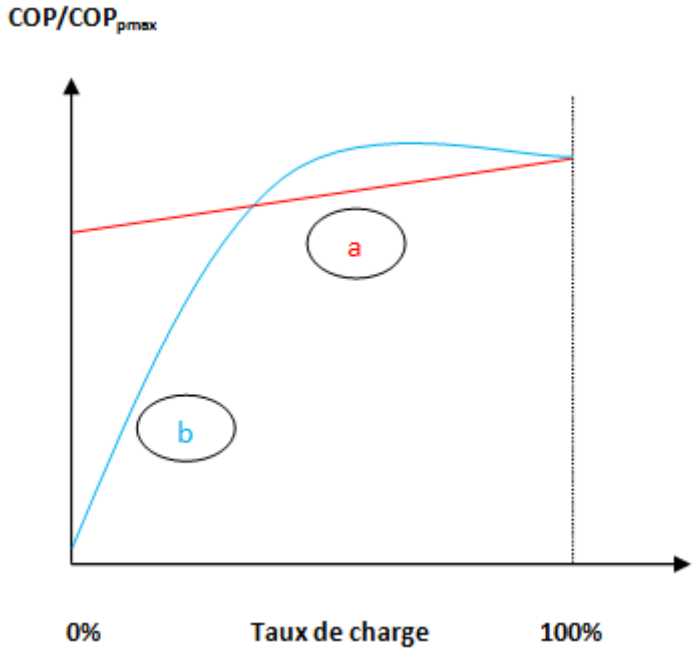



**Figure 3.26 :** Dégradation du COP à charge partielle

*a) Pour les pertes liées à l'établissement des pressions*

$$\frac{COP}{COP_{(100\ \%)}} = 1 - C_D.(1 - PLR) \qquad \textbf{(3.22)}$$

*b) Pour les pertes par consommation électrique pendant la phase arrêt :*

$$\frac{COP}{COP\ (100\ \%)} = \frac{PLR}{C_c.PLR + (1 - C_c)} \qquad \textbf{(3.23)}$$

| | |
|---|---|
| *COP* | *COP à charge partielle* |
| $COP_{(100\%)}$ | *COP à puissance maximale* |
| *PLR* | *taux de charge* |
| $C_d$ | *coefficient de dégradation lié à l'établissement des pressions* |
| $C_c$ | *coefficient de dégradation lié aux consommations de veilles (arrêt du compresseur)* |

Cependant, comme pour les PAC air/eau, les consommations électriques résiduelles (b) sont non corrélées à la température extérieure et devraient être captées dans la part non-thermosensible de la demande électrique. On fait donc le choix de les exclure du modèle de thermosensibilité du COP.

Le coefficient de dégradation $C_d$ caractérisant l'impact de l'établissement des pressions peut être pris égal à 0.1.

On considère par la suite les paramètres suivants : $PLR_{min}$ = 0,4 et $PLF_{min}$=1,4. C'est-à-dire qu'à 40% de taux de charge de la PAC, on considère que les performances à pleine charge sont augmentées de l'ordre de 40%.

### 3.7.1 Résultats PAC air/air

Comme pour les PAC air/eau, on distingue 4 scénarios de COP, en combinant un scénario avec appoint et un scénario sans appoint aux performances Min et Max des PAC. Contrairement aux PAC air/eau, on n'a plus à distinguer les trois catégories de bâtiments et de lois d'eau associées.

On obtient les résultats représentés dans la figure suivante.

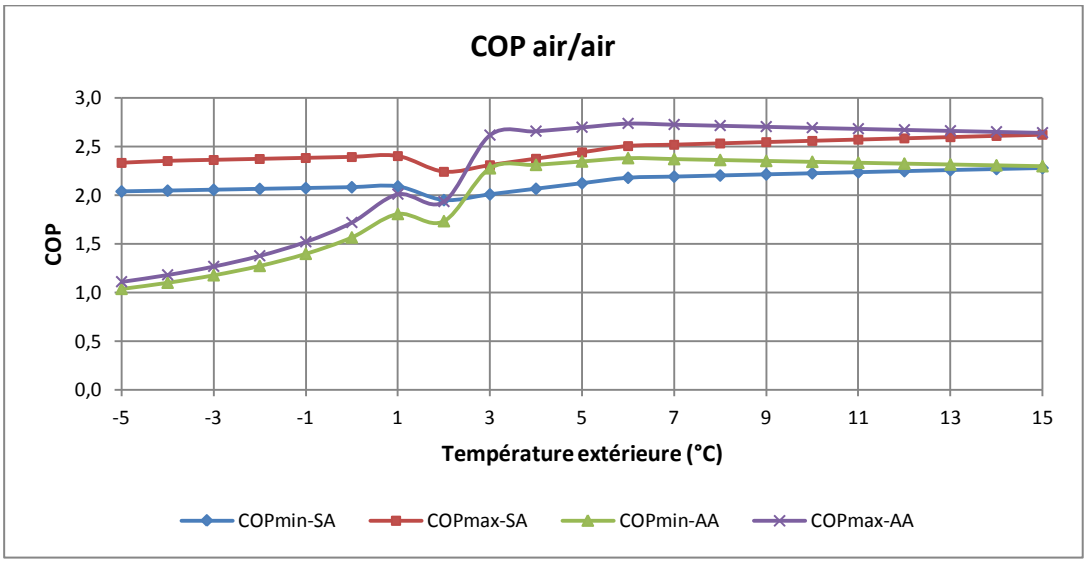



**Figure 3.27 :** COP des PAC air/air.

D'une manière similaire, on calcule un COP régional pondéré (Figure 3.26) pour l'ensemble des systèmes considérés. On suppose 50% de bâtiments équipés d'un système {PAC + appoint} et 50% de bâtiments sans appoint. On considère que 50% des PAC pouvaient être assimilées au scénario Min, et 50% au scénario Max.

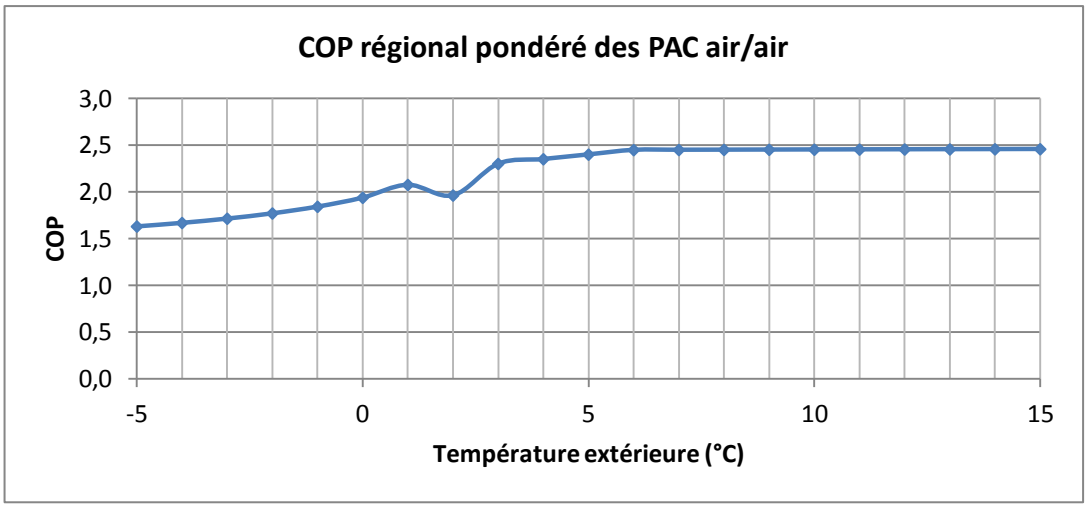



**Figure 3.28 :** COP régional pondéré des PAC air/air.

Le scénario « basse performance» et le scénario «haute performance» des PAC sont aussi pris en compte. Dans la figure ci-après, les COP des PAC air/air correspondants à ces différents scénarios sont représentés.

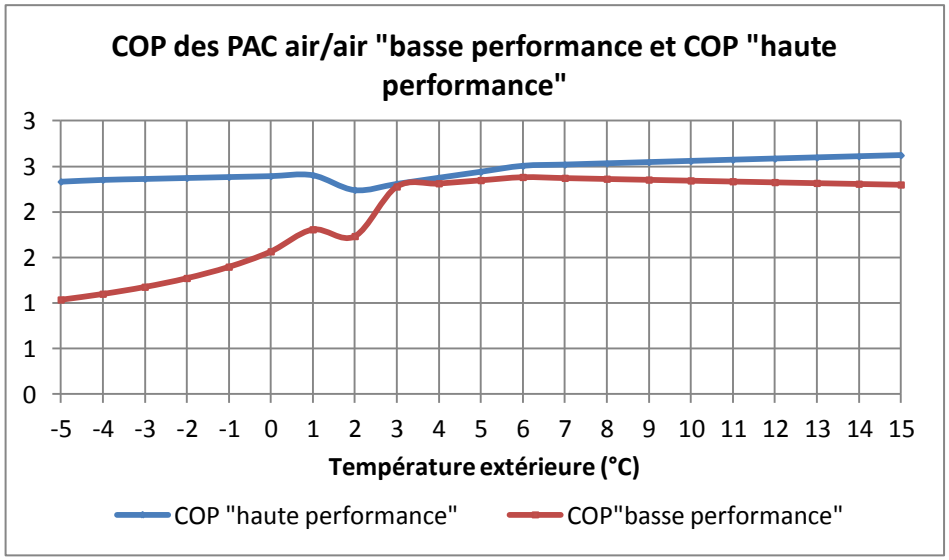



**Figure 3.29 :** COP des PAC air/air correspondants au scénario « basse performance et au scénario « haute performance ».

### 3.8 Détermination d'un COP régional

Afin de déterminer un COP régional des PAC aérothermiques, il faut pondérer les COP moyens des PAC air/eau et des PAC air/air selon la répartition des PAC installées. En l'absence de données pour la région PACA, les seules données de répartition dont on dispose sont à l'échelle de la France. On suppose la même répartition de PAC à l'échelle nationale et à l'échelle du département. Ce sont les

résultats de l'enquête réalisée à partir du panel consommateurs de TNS Sofres auprès d'un échantillon représentatif de 10 000 ménages (Tableau 3.10).

**Tableau 3.10 :** Répartition de différents types de PAC installées dans le secteur résidentiel.

| | |
|---|---|
| **Air/Eau** | 47% |
| **Air/Air** | 39% |
| **Sol/Sol** | 4% |
| **Sol/Eau** | 4% |
| **Eau glycolée/Eau** | 4% |
| **Eau/Eau** | 3% |

Source : Données de l'enquête Sofres 2011[121]

A partir de ces données, on peut considérer que la répartition des PAC aérothermiques est de 55% de PAC air/eau 45% de PAC air/air. On en déduit le COP régional moyen pondéré de l'ensemble des PAC aérothermiques correspondant au scénario « moyen », au scénario « basse performance » et au scénario « haute performance » (Figure 3.31).

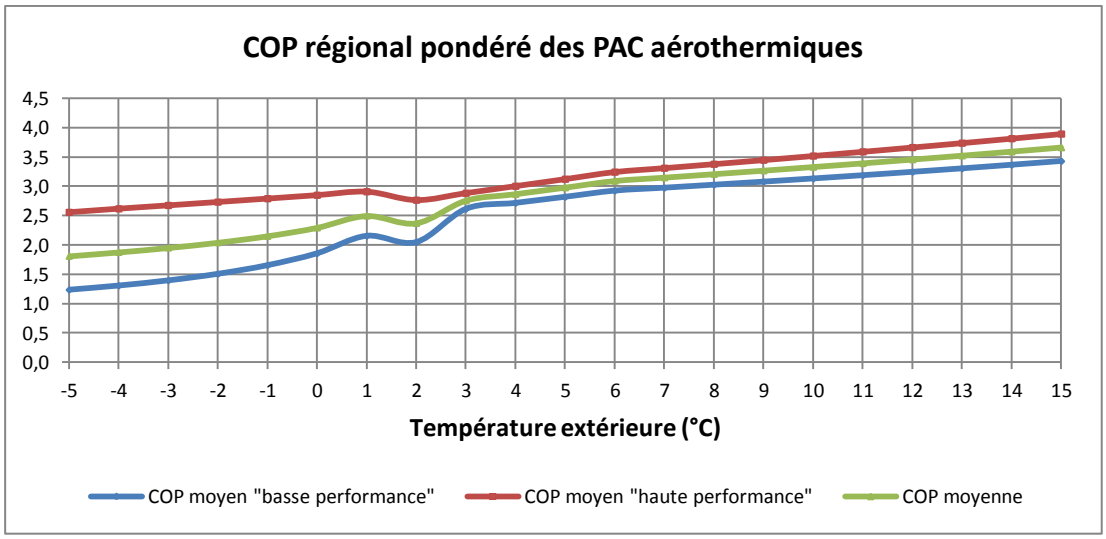



**Figure 3.30 :** COP régional moyen pondéré de l'ensemble des PAC aérothermiques.

La variation obtenue du COP pourrait être régressée linéairement sur la température extérieure :

*COP « basse performance » = 0.1182*Text + 1.9286*

*COP « haute performance » = 0.0679*Text + 2.8255*

*COP « moyen » = 0.0982.Text + 2.3293*

Ces résultats seront ensuite utilisés dans la partie suivante afin d'identifier la part non linéaire de la part thermosensible de la demande d'électricité.

## 3.9 Conclusion

Cette étude a permis de modéliser de manière simplifiée l'influence de la température extérieure et des caractéristiques du parc de bâtiments sur la performance des COP à une échelle régionale. On a ainsi pu déterminer une courbe de performance moyenne régionale de performance des PAC aérothermiques.

Comme on considère une échelle agrégée, on a fait le choix d'un modèle pseudo-physique de performance des PAC calé sur des données de constructeurs. Le modèle de thermique du bâtiment est également très simplifié : la température intérieure constante et les besoins de chauffage sont corrélés linéairement à la température extérieure. Il n'est cependant pas sûr qu'avec des hypothèses plus détaillées on obtienne des résultats plus proches de la réalité, car les inconnues sont trop nombreuses.

Il est important de noter qu'en l'absence d'une connaissance suffisante du marché français des PAC, on a dû faire des hypothèses très simplifiées de répartition des systèmes. On a considéré des parts égales de systèmes avec appoint électrique et sans appoint. Les performances des PAC ont été calées sur des études précédentes. Ces études tenaient compte d'une certaine diversité de machines existantes. Mais on ne peut pas affirmer que cette diversité est représentative de la situation réelle en France, et encore moins de la région PACA. On a donc dû se contenter d'attribuer un poids équivalent au moins bon appareil et au meilleur appareil de chaque étude.

Pour affiner nos hypothèses de calcul de COP régional, on aurait besoin d'un jeu de données beaucoup plus important:

- Il faudrait connaître une répartition des ventes ou du stock de PAC par catégories de bâtiments, à l'échelle régionale. On pourrait augmenter le nombre de ces catégories en fonction des caractéristiques constructives.
- On aurait également besoin de données statistiques sur le dimensionnement des PAC par bâtiment ou au moins par catégorie de bâtiments. Il est cependant peu probable d'obtenir des données très détaillées.

- Des études de marché à l'échelle régionale permettraient de faire des suppositions de répartition des performances technologiques des PAC. Au minimum, on pourrait obtenir des répartitions de performances nominales (COP aux conditions de dimensionnement). En utilisant des cartes de performance des constructeurs, comme dans les études Ecodesign, on pourrait également affiner les modèles de pleine charge et de charge partielle.

# 4. ANALYSE BAYESIENNE DE LA PART THERMOSENSIBLE DE LA CONSOMMATION ELECTRIQUE REGIONALE

Le but de ce chapitre est d'évaluer de l'intérêt de la méthode bayésienne pour combiner les approches top-down et bottom-up pour l'analyse de la part thermosensible de la demande d'électricité. Cette section présente les outils élémentaires nécessaires au développement et à la mise en œuvre de l'inférence bayésienne. Dans un premier temps, on présente le principe de l'inférence statistique bayésienne. Ensuite, on aborde les différents aspects techniques tels que les modèles statistiques utilisés et les algorithmes de simulations permettant l'estimation des paramètres. Finalement, on présente les analyses bayésiennes adaptées à l'échelle régionale.

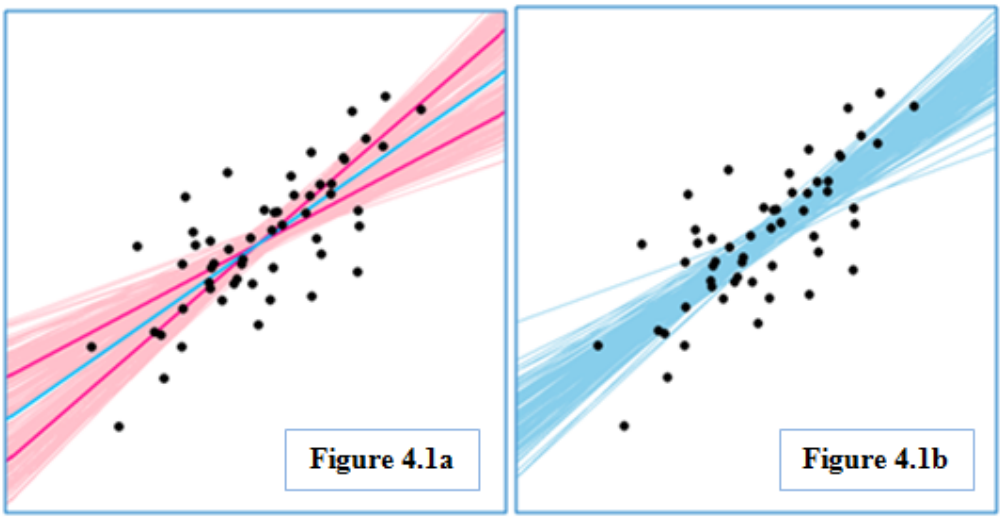
## 4.1 Pourquoi adopter une approche statistique Bayésienne ?

L'un des éléments permettant de distinguer les statistiques fréquentiste et bayésienne est la direction de l'inférence. L'approche fréquentiste est déductive. Elle part de l'hypothèse et la confronte aux données, tandis que l'approche bayésienne est inductive. Elle part des données pour estimer la distribution du paramètre inconnu. [136].

Rivot (2003) [137] a mentionné que le cadre statistique bayésien se distingue du cadre fréquentiste par deux différences conceptuelles fondamentales. La première différence réside dans l'interprétation de la notion de probabilité : dans le cadre bayésien, la probabilité exprime un degré de crédibilité, tandis que dans le cadre fréquentiste, la probabilité est une fréquence limite d'une infinité de réalisations. La seconde différence est une conséquence de la première : le cadre bayésien considère les paramètres comme des variables aléatoires et leur assigne une distribution de probabilité qui reflète le degré de crédibilité des différentes valeurs. De son côté, le cadre fréquentiste considère les paramètres comme des grandeurs fixes pour lesquelles la notion même de distribution de probabilité n'a pas de sens. Lecoutre (2006) [138] a expliqué que dans l'inférence fréquentiste toutes les probabilités sont

conditionnelles aux paramètres qui sont supposés connus. Cela conduit en particulier aux tests de signification dans lesquels la valeur d'au moins un paramètre est fixée par hypothèse et aux intervalles de confiance. Mais les paramètres ne peuvent pas être probabilisés (des fréquences empiriques ne sont pas disponibles). Dans l'inférence bayésienne, au contraire, on probabilise explicitement les valeurs possibles du paramètre. A partir d'un état de connaissance initial formalisé par une distribution *a priori*, et des données, nous obtenons par la formule de Bayes (4.2.1 ci-après) une distribution *a posteriori* qui exprime directement notre incertitude sur le paramètre, conditionnellement à l'échantillon observé. La distribution *a posteriori* combine l'information initiale avec l'information apportée par les données.

Prenons comme exemple la régression linéaire. Dans la Figure 4.1, les données sont représentées par des points noirs. Dans l'estimation fréquentiste (Figure 4.1.a), la ligne bleue foncée représente le meilleur ajustement. Les deux lignes roses foncées indiquent les limites de l'intervalle de confiance. Les lignes roses claires montrent les distributions d'échantillonnage autour de chacune des limites de l'intervalle de confiance. Il faut noter que la ligne du meilleur ajustement tombe à l'extrémité de chaque distribution d'échantillonnage. Il n'y a pas de distribution de probabilités sur les possibilités, il y a seulement les valeurs de trois points: le meilleur ajustement et les deux limites de l'intervalle de confiance [139].




Source: John K.Kruschke (2014) [139]

**Figure 4.1 :** Estimation fréquentiste et estimation bayésienne.

La Figure 4.1.b montre l'estimation bayésienne. L'élément essentiel de l'analyse bayésienne est d'inférer l'incertitude (crédibilité relative) de paramètres dans un espace modèle, compte tenu des données. Les lignes bleues claires indiquent la distribution *a posteriori* des estimations possibles. Ce graphique représente l'incertitude par différentes pentes et interceptes, avec une plus grande densité au milieu des lignes. On voit que la régression bayésienne révèle plusieurs possibilités crédibles au lieu d'une seule « meilleure » ligne [139].

Les résultats d'une analyse bayésienne sont des degrés de crédibilité associés à chaque hypothèse. Elle rend plus facile de représenter et d'expliquer les incertitudes liées aux modèles et aux valeurs de paramètres. Elle donne la possibilité de rassembler et de fusionner des connaissances de diverses natures dans un même modèle : retour d'expérience (données historiques ou empiriques), expertise (exprimée sous forme de règles logiques, d'équations, de statistiques ou de probabilités subjectives), observations. Cependant, la critique la plus souvent faite à l'approche bayésienne est sa subjectivité [140-141]. L'explicitation des opinions *a priori* d'experts du domaine peut être utile dans certaines études, mais il faut insister sur le fait que cela nécessite des techniques appropriées [142].

Rouanet et al. (1986) [143] ont proposé une certaine approche bayésienne qui permet de dépasser la subjectivité de l'approche bayésienne et d'apporter une réponse satisfaisante. Ils ont mentionné que cette approche bayésienne illustrée notamment par Jeffreys [144] depuis les années trente consiste à utiliser des distributions initiales visant à représenter un état d'ignorance sur les paramètres. Ces distributions, souvent qualifiées de « non-informatives », sont des distributions très diffuses (4.2.3 ci-après). Du point de vue technique, les distributions *a posteriori* correspondantes peuvent être dérivées par des algorithmes fondés exclusivement sur le modèle d'échantillonnage et les données. Elles peuvent donc être interprétées comme l'apport propre aux données et fournissent ainsi une référence objective pour l'interprétation et la communication des résultats. Cette approche de l'inférence bayésienne est maintenant reconnue comme un standard. Elle permet des propositions concrètes pour répondre parfois aux insuffisances des procédures fréquentistes.

Efron (1986) [145] remarque que « les méthodes bayésiennes ont rarement été appliquées car les probabilités critiques des tests fréquentistes sont beaucoup plus

faciles à calculer que les distributions de probabilité *a posteriori* ». Le développement récent des méthodes numériques a permis de contourner ces difficultés. Cela a permis le développement des analyses bayésiennes dans de nombreux domaines de la statistique appliquée. Cette méthode est devenue un outil important pour l'analyse de données et la présentation de résultats scientifiques. Les avantages de l'approche bayésienne pour les analyses statistiques dans le domaine énergétique ont été mis en évidence par certains auteurs [146-150]. A notre connaissance, il n'existe pas de méthode bayésienne pour estimer la part thermosensible de la demande d'électricité et la part des usages thermiques non-linéaires.

La quantification exacte de la thermosensibilité nécessite des données détaillées sur le parc des bâtiments, sur les équipements installés et sur le comportement des usagers. C'est la raison pour laquelle elle est difficile à quantifier. La possibilité de se baser sur des campagnes de mesures est limitée pour des raisons économiques. Les paramètres qui influencent la partie thermosensible de la consommation sont variables en fonction du secteur (résidentiel ou tertiaire), du type de bâtiments, du dimensionnement et de la performance des équipements de chauffage. Aujourd'hui, même si on a des données assez détaillées sur le parc de bâtiments, on ne dispose pas de données sur le dimensionnement réel des équipements dans différents secteurs. L'incertitude traduit essentiellement les limites des connaissances. Pour prendre en compte la variabilité des paramètres du modèle et l'incertitude associée, l'approche bayésienne semble être une des meilleures pistes. Elle propose une modélisation de l'incertitude des paramètres du modèle qui seront bien prises en compte au niveau des prévisions et fournissent des distributions prédictives au lieu d'une seule quantité ou d'un intervalle de confiance [151]. En partant des données connues et en adoptant le point de vue bayésien, on peut utiliser en plus des probabilités d'échantillonnage, des probabilités qui expriment notre incertitude sur toutes les valeurs possibles des paramètres. Pour ces raisons, on a choisi d'adopter la perspective bayésienne pour répondre de façon adéquate à la question posée.

## 4.2 Approche Bayésienne en Modélisation

Dans cette partie les concepts de base de la statistique bayésienne seront expliqués. La partie suivante est principalement basée sur le livre de Gelman et al. (2004) [152].

### 4.2.1 Théorème de Bayes

Un modèle statistique bayésien est basé sur le Théorème de Bayes pour caractériser des situations réelles à partir de données observées. L'inférence bayésienne sur un paramètre **θ** se fait en terme de probabilités conditionnelles aux valeurs observées **y** notées **p(θ|y)**.

Afin de formuler des probabilités de **θ** en fonction de **y**, on doit spécifier un modèle avec une distribution de probabilité pour **θ** et **y**. La fonction de densité de probabilité peut être écrite comme le produit de deux distributions souvent appelées la distribution *a priori* **p(θ)** et la distribution d'échantillonnage, ou la distribution de données **p(y|θ)** [152]:

$$p(\theta, y) = p(\theta).p(y \mid \theta) \qquad \textbf{(4.1)}$$

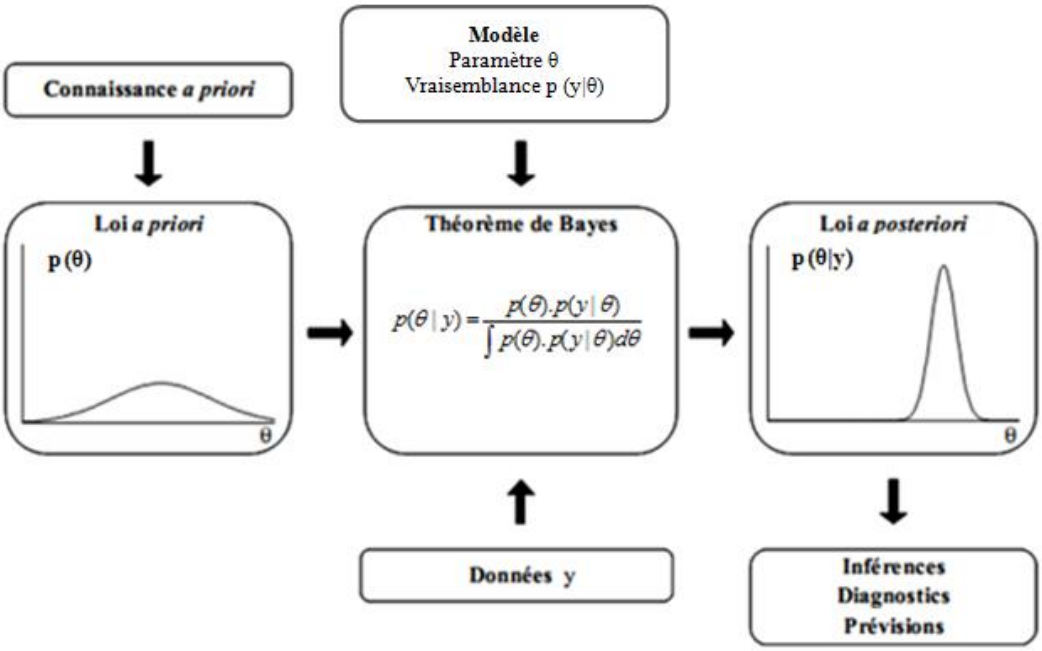
Le théorème de Bayes amène au calcul d'une distribution *a posteriori* **p(θ|y)** par le biais de probabilités conditionnelles à des valeurs observées des données **y** :

$$p(\theta \mid y) = \frac{p(\theta).p(y \mid \theta)}{p(y)} \qquad \textbf{(4.2)}$$

**p(y|θ)** est la distribution d'échantillonnage appelée aussi la fonction de vraisemblance à travers laquelle les données affectent la distribution *a posteriori*, **p(θ)** est la distribution *a priori* et **p(y)** est la vraisemblance marginale. **p(y)** est la somme qui couvre toute les valeurs possibles de **θ**. Puisque cette dernière ne dépend pas de **θ**, elle est constante et le théorème se réduit à :

$$p(\theta \mid y) \propto p(\theta).p(y \mid \theta) \qquad \textbf{(4.3)}$$

Dans la figure ci-dessous, les étapes fondamentales de l'analyse bayésienne sont représentées.




Source : Rivot (2003) [137]

**Figure 4.2 :** Les étapes fondamentales de l'analyse bayésienne.

Dans les cas les plus simples, tels que les modèles linéaires, l'expression analytique de la loi *a posteriori* **p(θ|y)** peut être déterminée. Cependant, ces cas sont relativement rares en pratique, et il est souvent difficile d'obtenir une expression analytique pour **p(θ|y)** en raison des termes d'intégration multidimensionnelle contenus dans les expressions de ces lois. Les méthodes Monte Carlo par Chaînes de Markov (MCMC) ont permis de lever un certain nombre de ces difficultés [153]. Ces méthodes sont basées sur l'approche de Monte Carlo (les paramètres suivent des distributions) ; les données observées (expérimentales) sont traitées par des chaînes de Markov pour caractériser une distribution optimale des paramètres. Cette approche a l'avantage de générer des distributions représentatives des données, à condition que celles-ci soient assez riches en information (voir 4.2.4 ci-après).

### 4.2.2 Fonction de vraisemblance

La vraisemblance est souvent considérée comme une fonction des paramètres conditionnellement aux données. Mais formellement, elle exprime le degré de crédibilité des données conditionnellement aux paramètres. La combinaison de la loi *a priori* et de la vraisemblance permet de mettre à jour la distribution *a priori* pour obtenir la distribution *a posteriori*. Le calcul des probabilités garantit la cohérence

mathématique de la combinaison des sources d'information par la formule de Bayes [137].

La forme de la vraisemblance dépend d'une part du modèle déterministe mais aussi du modèle d'erreur sur les données. En général, le modèle est calibré à l'aide de données entachées d'erreur qu'il est nécessaire de prendre en compte. Pour définir la variance du terme d'erreur, deux approches sont possibles: soit la variance est fixée (à l'aide d'expériences précédentes par exemple), soit elle est estimée lors de la calibration du modèle [153].

### 4.2.3 Distribution *a priori*

Le choix de la loi *a priori* représente une étape cruciale dans l'analyse statistique bayésienne, puisqu'elle influence directement le reste de l'inférence. On entend par information *a priori* sur le paramètre $\boldsymbol{\theta}$ toute information disponible sur $\boldsymbol{\theta}$ en dehors de celle apportée par les observations [154]. Son indépendance par rapport aux données est obligatoire afin d'éviter d'utiliser deux fois la même information.

Suivant la disponibilité de ces informations, on distingue deux types de distributions *a priori* : les distributions informatives et non-informatives [153]. La première repose sur l'information disponible sur le paramètre $\boldsymbol{\theta}$ obtenue dans la littérature ou par l'expertise. Des distributions informatives peuvent être utilisées pour les paramètres dont les valeurs possibles sont bien connues [153]. Le choix de la loi *a priori* comporte une certaine part d'arbitraire. Il convient par conséquent d'examiner dans quelle mesure le choix de la famille de probabilités retenue pour la loi *a priori* influence l'estimation bayésienne. Dans la pratique, on se contente d'examiner, dans quelle mesure, une petite perturbation des paramètres modifie l'estimation bayésienne. C'est ce qu'on appelle faire l'étude de sensibilité de la réponse bayésienne à la loi *a priori* [154].

Les distributions non-informatives (ou vagues) sont conçues dans le but de faire de l'analyse bayésienne en absence d'information *a priori* sur le paramètre $\boldsymbol{\theta}$ ou dans le cas où il est difficile de traduire en terme de loi *a priori* l'information disponible sur ce paramètre par une loi de probabilité [155]. Les distributions *a priori* non-informatives visent à représenter un "état d'ignorance" sur le paramètre $\boldsymbol{\theta}$; la distribution *a posteriori* correspondante pourra alors être interprétée comme résultant

de l'apport propre des données [156]. Lorsque la distribution *a priori* est non-informative, elle donne des probabilités identiques pour les différentes valeurs de **θ**, comme par exemple une distribution de **p(θ)** uniforme [136].

### 4.2.4 Estimation des paramètres

#### 4.2.4.1 Méthodes de Monte Carlo par Chaînes de Markov

Dans cette partie, les principes de base de méthodes de Monte Carlo par Chaînes de Markov (MCMC) seront brièvement expliqués. Cette partie est principalement basée sur les documents de Rivot (2003) [137] et Peyret (2008) [157].

Une difficulté centrale de l'analyse bayésienne est le calcul des distributions *a posteriori*. Ces calculs nécessitent des intégrations sur de grandes dimensions [137] et il n'est pratiquement jamais possible de calculer de façon analytique. Les méthodes de simulation de Monte Carlo par Chaînes de Markov (MCMC) permettent de réaliser des inférences bayésiennes sur des modèles complexes et de générer des échantillons de la distribution *a posteriori* des paramètres du modèle.

Les méthodes de Monte Carlo sont des méthodes d'intégration numérique qui utilisent l'aléatoire. Rivot (2003) [137] explique que les méthodes de Monte Carlo consistent à générer par des simulations un échantillon $(\theta^1,\ldots,\theta^n)$ par tirage aléatoire dans la distribution de probabilité du vecteur des inconnues du modèle (**θ**). Si l'échantillon est suffisamment grand, l'histogramme des tirages obtenu est lisse et fournit alors une bonne approximation de la distribution de probabilité de **θ**. Il souligne que l'avantage de ces méthodes est qu'il n'est pas nécessaire de connaître l'expression analytique de la distribution de **θ** pour réaliser les simulations de Monte Carlo. On ne détaillera pas ici les méthodes de Monte-Carlo, les lecteurs intéressés peuvent se référer à Robert et Casella (2004) [158] ou à Marin et Robert (2007) [159].

Les méthodes MCMC sont un cas particulier des méthodes Monte Carlo et sont employées pour simuler la distribution *a posteriori*. La simulation MCMC est une méthode pour dresser des valeurs de **θ** à partir de distributions approximatives et pour corriger ses valeurs afin de mieux faire l'approximation des distributions *a posteriori* **p(θ|y)**. Des échantillons sont tirés séquentiellement des distributions fixées *a priori* à partir de la dernière valeur tirée, les suites de valeurs tirées forment une

chaîne de Markov. Ainsi une chaîne de Markov est une séquence de variables aléatoires $\boldsymbol{\theta^1, \theta^2,...,}$ pour laquelle, pour tout temps ***t***, la distribution de $\boldsymbol{\theta^t}$ de tous les $\boldsymbol{\theta}$ précédents dépend seulement de la plus récente valeur ($\boldsymbol{\theta^{t-1}}$).

A chaque étape de la simulation, la distribution approximative est améliorée en convergeant vers la distribution cible. La simulation MCMC est utilisée quand on ne connait pas la distribution $\mathbf{p(\theta|y)}$. Elle utilise des distributions transitoires qui dépendent uniquement du tirage précédent (j-1). Sa finalité est d'arriver à une distribution stationnaire se rapprochant le plus de $\mathbf{p(\theta|y)}$ [152].

Plusieurs algorithmes existent pour réaliser des simulations MCMC. L'échantillonneur de Gibbs et l'algorithme de Metropolis-Hastings sont deux algorithmes de simulation MCMC fréquemment utilisés. L'échantillonneur de Gibbs sera brièvement expliqué car dans toutes les applications présentées dans cette thèse, il a été mis en œuvre grâce au logiciel WinBUGS[6].

#### 4.2.4.2 Échantillonneur de Gibbs

La méthode de l'échantillonneur de Gibbs repose sur la simulation successive suivant les diverses lois conditionnelles associées à la loi *a posteriori* cible. Cette décomposition en lois simples permet de faire face à des problèmes de simulation dans des espaces dont les dimensions sont arbitrairement grandes en les ramenant à de nombreux problèmes de petite dimension [160]. Les explications ci-dessous sont tirées du livre de Dodge et Melfi (2008) [161]. Pour plus de détails, le lecteur intéressé peut se référer aussi aux études de Casella et George (1992) [162] et Smith et Roberts (1993) [163].

L'échantillonneur de Gibbs est une manière de générer des distributions de deux (ou plusieurs) variables à partir d'un modèle qui définit les distributions de probabilité conditionnelles. Dans le cas d'un modèle à deux variables, la méthode consiste à prendre un élément de départ ($x_0$, $y_0$) et à générer à l'aide de nombres aléatoires les éléments d'un échantillon fictif ($x_n$, $y_n$) par itération en choisissant dans l'ordre $x_n$

[6] WinBUGS est un logiciel statistique adapté à l'analyse bayésienne
http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/software/bugs/the-bugs-project-winbugs/

d'une variable aléatoire de densité $f(x|y)=y_{n-1}$ et $y_n$ d'une variable aléatoire de densité $g(y|x)=x_n$ où $f(x|y)=y_{n-1}$ et $g(y|x)=x_n$ sont les distributions de probabilité conditionnelles supposées connues ou modélisées. Pour le cas d'un modèle à plusieurs variables où les distributions conditionnelles seraient connues, l'élément au départ serait $(x_1^0, x_2^0,\ldots, x_k^0)$ l'échantillon est construit en simulant $(x_1^n, x_2^n,\ldots, x_k^n)$ en choisissant dans l'ordre :

$x_1^n$ d'une variable aléatoire de densité $f\ x_1 \mid x_2 = x_2^{n-2},\ldots, x_k = x_k^{n-k}$;

$x_2^n$ d'une variable aléatoire de densité $f\ x_2 \mid x_1 = x_1^n, x_3 = x_3^{n-1}\ldots, x_k = x_k^{n-k}$;

$x_3^n$ d'une variable aléatoire de densité $f\ x_3 \mid x_1 = x_1^n, x_2 = x_2^n\ldots, x_k = x_k^{n-k}$;

et ainsi de suite jusqu'à

$x_k^n$ d'une variable aléatoire de densité $f\ x_k \mid x_1 = x_1^n,\ldots, x_{k-1} = x_{k-1}^n$

L'échantillon ainsi généré sera une simulation conforme aux probabilités conditionnelles imposées et la distribution se conformera d'autant plus aux probabilités conditionnelles que le nombre d'itérations sera élevé. Un point est donc généré à partir du point précédent, sans utiliser l'information sur les autres points générés : il s'agit donc d'une chaîne de Markov [161].

L'utilisation intensive des méthodes de simulation MCMC est due à leur adaptabilité pour une vaste classe de problèmes et de modèles mais également à l'amélioration des technologies informatiques. L'une des limitations potentielles de l'utilisation des MCMC est le problème de la convergence de ces chaînes. En effet, il faut s'assurer qu'un nombre suffisant de générations de MCMC a été réalisé afin d'avoir une estimation la plus exacte possible de la distribution des probabilités postérieures [164].

### 4.2.5 Contrôle de la convergence

Quand l'approche bayésienne est utilisée pour faire de l'inférence, il est important de s'assurer que les distributions postérieures obtenues correspondent bien à la distribution stationnaire cible. En d'autres termes la convergence, vers la distribution cible, doit être atteinte pour ne pas obtenir des résultats menant à de fausses interprétations [157].

En pratique, deux approches sont utilisées lors de la calibration d'un modèle : soit une seule chaîne MCMC est simulée pour un nombre d'itérations pour lequel la

convergence est supposée atteinte, soit plusieurs chaînes MCMC sont simulées à partir de points initiaux différents [153]. Peyret (2008) [157] note que selon Gelman et Rubin (1992) [165] le fait d'utiliser différentes chaînes suffisamment dispersées permet d'exploiter la variabilité de la distribution initiale et ensuite d'obtenir facilement une estimation de la variabilité d'échantillonnage sans avoir à faire de l'inférence sur la structure des séries temporelles de la simulation.

Le diagnostic de convergence le plus utilisé est celui de Gelman et Rubin (1992) [165] corrigé par Brooks et Gelman (1998) [166]. Ce diagnostic est un critère de mélange basé sur la comparaison entre plusieurs chaînes MCMC indépendantes, obtenues en lançant le processus d'échantillonnage à partir d'états initiaux différents, dispersés dans l'espace des paramètres. Ce diagnostics consiste à vérifier que différentes chaînes, initiées à différents endroits, vont effectivement "perdre la mémoire" de leur état initial et explorer de la même façon le domaine des paramètres. [167].

Brochot (2006) [153] explique que cette méthode est basée sur la comparaison de la variance inter-chaînes (entre les valeurs des différentes chaînes) et de la variance intra-chaîne (entre les valeurs d'une même chaîne), par l'intermédiaire d'un critère appelé facteur de réduction potentiel de variance $\hat{R}$. La comparaison s'effectue pour chacun des paramètres indépendamment. Les chaînes sont arrivées à convergence lorsque $\hat{R}$ est égal à 1. Cependant, la valeur 1 n'est atteinte qu'asymptotiquement. En pratique, on considère que la convergence est probablement atteinte lorsque $\hat{R}$ est inférieur à 1,2.

Au cours de ce travail, la convergence des algorithmes MCMC a été vérifiée par un examen visuel des chaines MCMC complété par un calcul de la statistique de convergence de Gelman-Rubin.

### 4.3 Application de l'Approche Bayésienne

Il s'agit de construire un cadre de modélisation cohérent et transposable à de nombreux cas d'étude, qui puisse permettre d'améliorer des modèles de la demande d'électricité avec des chroniques d'observations, afin d'assimiler l'information contenue dans les données et de quantifier l'incertitude.

On a utilisé l'approche bayésienne pour tester l'identification des composantes de la part thermosensible de la consommation d'électricité avec un modèle linéaire et un modèle non-linéaire. Un intérêt est qu'avec l'approche bayésienne, on va pouvoir limiter les risques d'obtenir des valeurs de paramètres peu réalistes lorsqu'on cherche à estimer des paramètres qui ont une signification physique.

Les paramètres du modèle sont estimés à pas horaire par rapport à la température extérieure. Une approche similaire à celle de Rouanet et al. [143] est adoptée pour identifier un modèle de la variation de la consommation d'électricité par rapport à la température en utilisant des données de la partie thermosensibles de la consommation (Qts*) décrit précédemment dans le Chapitre 3.

On a identifié les signaux de la partie thermosensible de la consommation par l'approche bayésienne. On a analysé deux cas différents :

- Analyse de thermosensibilité actuelle sans chauffage non-linéaire
- Analyse de la thermosensibilité avec détermination de la pénétration actuelle des pompes à chaleur

Le logiciel WinBUGS est utilisé pour mener ces analyses bayésiennes. Ce logiciel de programmation a été développé à l'Université de Cambridge. Il utilise le programme BUGS : Bayesian Analysis using the Gibbs Sampler, qui prend en entrée un modèle composé de loi(s) *a priori* et de valeurs initiales, et retourne les sorties de l'algorithme de Gibbs pour cette loi *a posteriori* [168]. WinBUGS est très utilisé actuellement pour l'inférence bayésienne dans de nombreux domaines des statistiques appliquées.

### 4.3.1 Analyse de thermosensibilité actuelle sans chauffage non-linéaire

La première analyse est basée sur l'hypothèse que la part des usages thermosensibles dont la consommation est non-linéaire en termes de température est négligeable actuellement. Dans un premier temps, il faut décrire le système d'équations à résoudre, ainsi que les relations entre les différentes variables du modèle. Ensuite, il est nécessaire de spécifier la vraisemblance des données et les distributions *a priori* des paramètres.

#### 4.3.1.1 Modèles

On a supposé que la partie thermosensible du modèle représente la demande de chauffage. On s'est basé sur les équations de la norme européenne EN 12831 (2004) [124] afin de décrire le besoin de chauffage. Selon cette norme, la charge thermique $\Phi_{HL,i}$ pour un espace chauffé (i), se calcule comme suit :

$$\Phi_{HL,i} = \sum \Phi_{T,i} + \sum \Phi_{V,i} + \sum \Phi_{RH,i} \qquad \textbf{(4.4)}$$

- $\Phi_{T,i}$ sont les déperditions par transmission de l'espace chauffé (i) [W]
- $\Phi_{V,i}$ sont les déperditions par renouvellement d'air de l'espace chauffé (i) [W]
- $\Phi_{RH,i}$ est la surpuissance de relance nécessaire dans l'espace chauffé (i) pour compenser les effets de l'intermittence du chauffage [W]

Les déperditions par transmission peuvent être décrites d'une manière simplifiée comme suit:

$$\Phi_{T,i} = \sum U_j \cdot A_j \cdot (T_{\text{int},i} - T_{ext}) \qquad [\text{W}] \qquad \textbf{(4.5)}$$

- $U_j$ est le coefficient de transmission thermique de chaque paroi (j) ($W/m^2K$)
- $A_j$ est l'aire de chaque paroi (j) ($m^2$)
- $(T_{int,i} - T_{ext})$ est la différence entre la température intérieure et la température extérieure

Les déperditions par renouvellement d'air, $\Phi_{V,i}$ pour un espace chauffé (i), se calculent comme suit :

$$\Phi_{V,i} = H_{V,i} \cdot (T_{\text{int},i} - T_{ext}) \qquad [\text{W}] \qquad \textbf{(4.6)}$$

- $H_{V,i}$ sont les déperditions par renouvellement d'air [W/K]
- $(T_{int,i} - T_{ext})$ est la différence entre la température intérieure et la température extérieure

Le but de cette thèse n'étant pas de traiter tous les aspects de la thermique du bâtiment, l'effet des ponts thermiques, les différents facteurs de réduction et la surpuissance de relance nécessaire $\Phi_{RH,i}$ comme décrit dans la norme EN 12831 (2004) [124] n'ont pas été discutés.

Pour le calcul des déperditions de base d'un espace chauffé, on prend en compte les déperditions de base par transmission et les déperditions de base par renouvellement d'air.

$$\Phi_{HL} = U_{moyenne} \cdot A_{total} \cdot (T_{\text{int}} - T_{ext}) + H_V \cdot (T_{\text{int}} - T_{ext}) \quad \textbf{(4.7)}$$

$$\Phi_{HL} = (U_{moyenne} \cdot A_{total} + H_V) \cdot (T_{\text{int}} - T_{ext}) \quad \textbf{(4.8)}$$

Les déperditions sont compensées en partie par les apports gratuits ou non (internes et externes) AG qui participent directement au chauffage. Le besoin de chauffage est donc :

$$B = (U_{moyenne} \cdot A_{total} + H_V) \cdot (T_{\text{int}} - T_{ext}) - AG \quad \textbf{(4.9)}$$

Le problème est de connaître les différents apports gratuits. Les apports internes (occupants, éclairages, appareils ménagers et autres) sont fonction du nombre d'occupants, de leurs comportements et de leur mode de vie. Les apports externes sont principalement les apports solaires. Ces apports sont difficiles à quantifier en absence de données comme par exemple les données climatiques et les données comportementales. De plus, la température intérieure est liée aux apports gratuits. Dans un premier temps, on a essayé d'identifier AG mais les modèles décrits ci-dessous mais il n'a pas été possible de les identifier (Voir l'Annexe B). C'est pour cette raison que l'on a exclu AG de ces modèles.

On a construit trois modèles :

| | | |
|---|---|---|
| **Modèle 1a** | $Q_{ts} = K \cdot (T_i - T_{ext}) + \varepsilon$ | Estimation par la température brute mesurée d'un coefficient global du besoin thermique |
| **Modèle 1b** | $Q_{ts} = K \cdot (T_i - T_{lis}) + \varepsilon$ | Estimation par la température lissée d'un coefficient global de besoin thermique |
| **Modèle 1c** | $Q_{ts} = K \cdot (T_i - T_{lis}) + H \cdot (T_i - T_{ext}) + \varepsilon$ | Prise en compte de la dynamique lente et de la dynamique rapide des bâtiments |

Les *Modèles 1a* et *1b* sont construits avec trois paramètres à identifier : un coefficient de perte de chaleur global K qui inclut les caractéristiques du parc de

bâtiments, la température intérieure ($T_i$) et l'erreur (ε). Si on suppose que cette erreur suit une loi Normale N(0,1), le modèle s'écrit sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} &Q_{ts}* \sim N(Q_{ts}, \sigma^2) \\ &avec\ Q_{ts} = K(T_i - T_{ext}) \end{aligned} \quad \textbf{(4.10)}$$

où $\sigma^2$ est la variance de l'erreur ε.

Nous supposons ainsi que la partie thermosensible de la consommation électrique ($Q_{ts}^*$) est normalement distribuée autour de la valeur de $Q_{ts}$ avec une variance $\sigma^2$ inconnue. Dans WinBUGS, ce paramètre est estimé via la précision (τ), définie comme l'inverse de la variance ($\sigma^2$).

Les variables observées du *Modèle 1a* sont la partie thermosensible de la consommation d'électricité ($Q_{ts}$) et la température extérieure ($T_{ext}$). La partie thermosensible du modèle est supposée représenter la demande de chauffage par effet Joule.

Le modèle a été calibré à l'aide des données de consommation ($Q_{ts}$) issues du modèle Metehore et des données de température extérieure ($T_{ext}$) pour le département des Alpes Maritimes (zone essentiellement résidentielle, pénétration des PAC allant jusqu'à 10%, signature des PAC visible en hiver). Ce sont les données horaires de l'hiver 2008-2009 (mi-Novembre, Décembre, Janvier, Février, mi-Mars) qui sont utilisées. Ces données correspondent aux jours ouvrables (lundi au vendredi hors jours fériés), en excluant les EJP.

Pour le *Modèle 1b*, au lieu d'utiliser les températures brutes, on a utilisé les températures lissées pour tenir compte de l'inertie des bâtiments. Les températures lissées sont calculées en utilisant le lissage exponentiel simple :

$$T_{lis(h,t)} = \alpha_h T_t + \alpha_h(1-\alpha_h)T_{t-1} + \alpha_h(1-\alpha_h)^2 T_{t-2} + \alpha_h(1-\alpha_h)^3 T_{t-3}... \quad \textbf{(4.11)}$$

Le coefficient α, compris entre 0 et 1, s'applique à la dernière réalisation. On a déterminé une constante de lissage pour chaque heure ($\alpha_h$). Afin d'ajuster le modèle de lissage sur une série temporelle horaire continue, on a considéré l'ensemble des données horaires de la période hiver 2008-2009 (tous jours confondus, y compris les jours fériés, EJP et week-end). On a ensuite sélectionné pour chacune des 24 heures de la journée la valeur de α qui minimisait la somme des carrés des erreurs. On a

ainsi déterminé que pour les heures allant de 19h jusqu'à 11h du matin, le meilleur coefficient était $\alpha_h$=0.05 ; entre 12h et 15h, $\alpha_h$=0.35 ; pour 16h, $\alpha_h$=0.2 ; et pour 17h et 18h, $\alpha_h$=0.1.

Le *Modèle 1c* est construit avec quatre paramètres à identifier : le paramètre K qui représente la dynamique lente, le paramètre H qui représente la dynamique rapide, la température intérieure ($T_i$) et l'erreur ($\varepsilon$).

$$Q_{ts}^{*} \sim Normal\ (Q_{ts},\ \sigma^2)$$

$$Q_{ts} = K \cdot (T_i - T_{lis}) + H \cdot (T_i - T_{ext}) \quad \textbf{(4.12)}$$

La dynamique lente représente les déperditions à travers les parois des bâtiments et la dynamique rapide correspond plutôt aux déperditions par renouvellement d'air.

#### 4.3.1.2 Choix des distributions *a priori*

Comme expliqué dans les parties précédentes, le choix des distributions *a priori* est un aspect controversé des méthodes bayésiennes. Nous allons ici utiliser des lois *a priori* les plus générales et les moins informatives possibles, en l'occurrence des lois gamma et uniformes [169]. Les inconnues dans nos *Modèles 1a* et *1b* sont i) le coefficient de perte de chaleur (K) ii) la température intérieure ($T_i$), iii) le terme d'erreur du modèle (la précision $\tau$). Les lois *a priori* spécifiées dans le modèle sont diffuses (peu informatives). La loi *a priori* sur le paramètre de K (MW/°C) est choisie uniforme sur l'intervalle [0,100]. On a donné peu d'information sur le paramètre $T_i$ avec une distribution normale centrée autour de 15°C et de variance 10. La précision $\tau$ ($\tau = 1/\sigma^2$) du modèle est estimée en mettant une loi uniforme sur l'écart type du modèle ($\sigma$). C'est également l'approche adoptée par Gelman et Hill (2006) [170] et Jackman (2009) [171]. Une autre approche est d'utiliser une loi gamma non-informative. Dans les modèles BUGS[7], les distributions *a priori* gamma pour des précisions ont tendance à causer plus de problèmes numériques que les distributions *a priori* uniformes pour les écarts-types. Une loi gamma qui est plate

[7] BUGS : Bayesian Analysis using the Gibbs Sampler

pour la plupart de sa distribution, devient très informative autour de zéro et cause des problèmes si la vraie valeur du paramètre de précision est proche de zéro [172]. Par conséquent, on a choisi d'utiliser une loi uniforme pour la précision sur l'intervalle [0,1000].

Pour le *Modèle 1c*, on a une inconnue supplémentaire H pour laquelle on a choisi une loi *a priori* uniforme sur l'intervalle [0,50]. Les lois *a priori* sur les autres paramètres restent identiques sauf pour le paramètre K. La distribution *a posteriori* de K déterminée lors des calages précédents est utilisée comme nouvelle distribution *a priori*. On a choisi une loi normale centrée autour de 35 MW/°C de variance 10.

Dans le schéma ci-dessous, on résume le *Modèle 1c* et ses différentes dépendances.

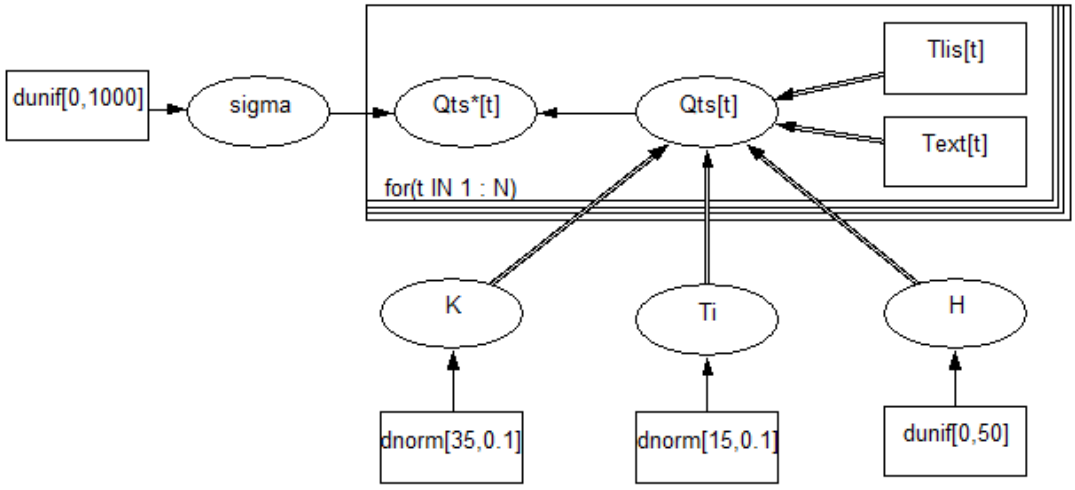



**Figure 4.3 :** Représentation du *Modèle 1c*.

#### 4.3.1.3 Analyse des résultats : distributions a posteriori

Pour chacun des paramètres, une distribution *a posteriori* a été obtenue. Tout d'abord, les paramètres de chaque modèle sont estimés pour chaque heure. Les simulations MCMC ont été conduites en lançant trois chaînes en parallèle, initialisées en trois points différents. 13 000 tirages ont été effectués pour chaque chaîne. Il a été considéré que les trois chaînes avaient perdu la mémoire de leur état initial après 3000 itérations de l'échantillonneur de Gibbs. Les 3000 premiers tirages de chaque chaîne n'ont pas été considérés pour les inférences. Les inférences ont été réalisées sur la base d'un échantillon de taille 30 000, formé par trois chaînes de taille 10 000. Ces trois chaînes indépendantes permettent de visualiser la

convergence du modèle et de vérifier la sensibilité des modèles aux valeurs initiales. Les autocorrélations et les convergences vers une distribution stationnaire ont ensuite été examinées. Les valeurs de la statistique de convergence de Gelman-Rubin ont ensuite été calculées dans WinBUGS.

Sur la Figure 4.4, les résultats de l'analyse de 19h de différents modèles en utilisant le jeu de données du modèle RTE (Metehore) sont donnés à titre indicatif. On peut constater graphiquement que les chaines sont bien mélangées et qu'il y a une certaine stationnarité des valeurs *a posteriori* tout au long des 10 000 itérations de la chaîne. Ceci indique que l'échantillon obtenu provient bien de la distribution souhaitée.

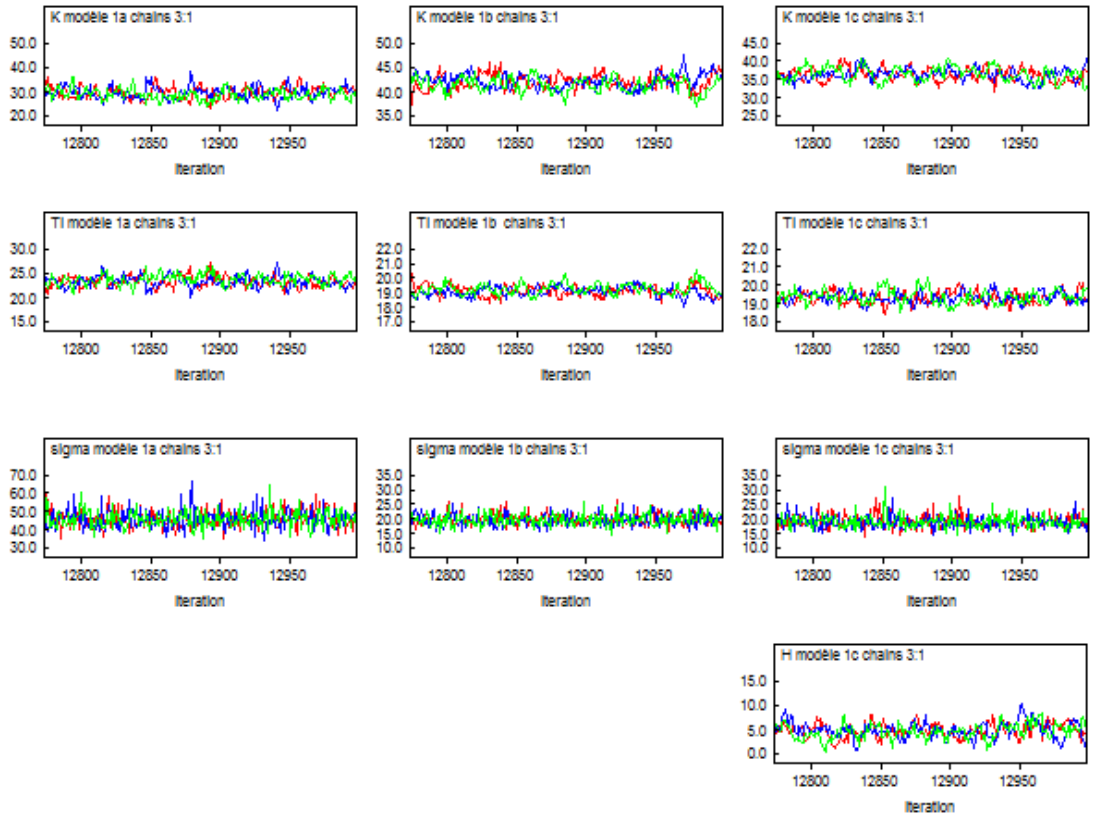



**Figure 4.4 :** 3 chaînes MCMC générées par l'échantillonneur de Gibbs pour les paramètres de chaque modèle pour 19h.

L'autocorrélation se réfère à un modèle de corrélation en série dans la chaîne, où les tirages séquentiels d'un paramètre à partir de la distribution conditionnelle sont corrélés. La cause de l'autocorrélation est que les paramètres du modèle peuvent être fortement corrélés, donc l'échantillonneur de Gibbs est lent à estimer la distribution *a posteriori*. WinBUGS permet de visualiser graphiquement le niveau d'autocorrélation jusqu'au rang n = 50. Le rang est appelé «lag» dans WinBUGS. En

règle générale, le niveau d'autocorrélation diminue avec un nombre croissant de rang dans la chaîne. Lorsque les autocorrélations sont élevées, cela indique que la chaine de Markov est faiblement mélangeante. Une chaine faiblement mélangeante peut impliquer une convergence lente de la chaine. La Figure 4.5 montre que l'autocorrélation est relativement faible pour chacun des paramètres.

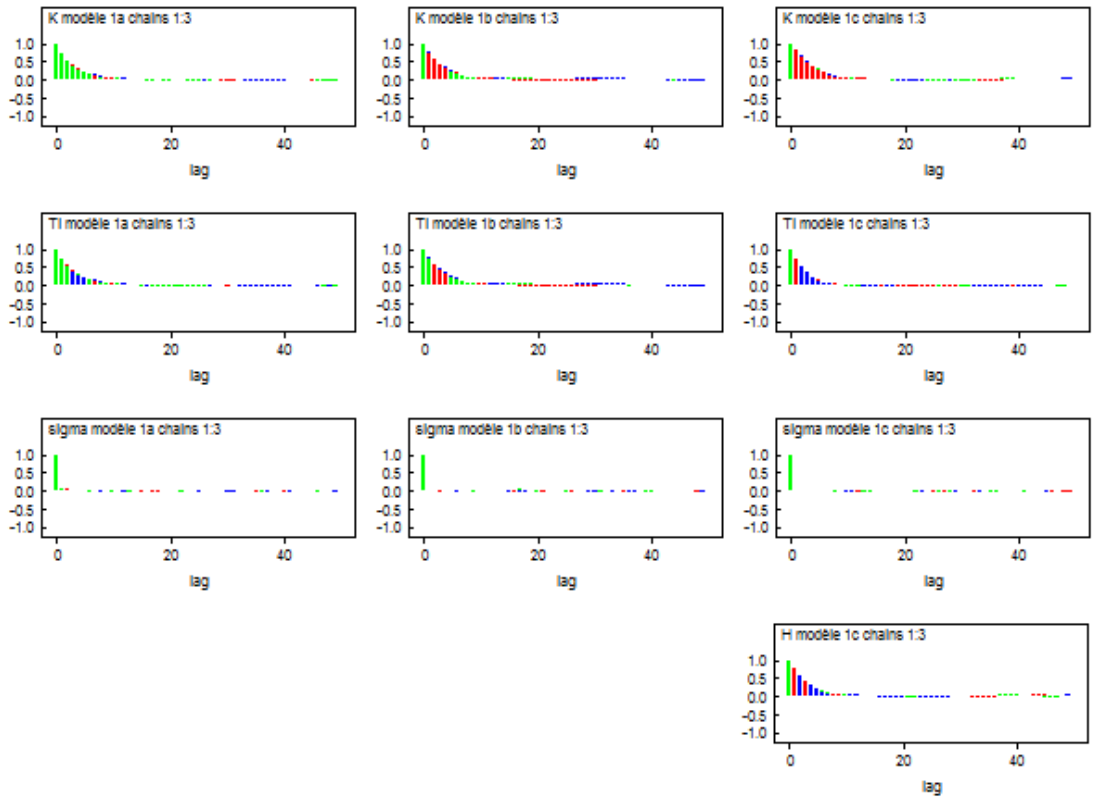



**Figure 4.5 :** Autocorrélation des paramètres K, $T_i$ et σ du modèle 19h.

Ensuite, il faut vérifier si les chaînes de Markov ont en effet atteint une distribution d'équilibre stable, c'est à dire, ont convergé. Le diagnostic de convergence Brooks-Gelman-Rubin (BGR) est utilisé. Les valeurs autour de 1 indiquent la convergence, la limite acceptable est considérée comme 1,1 par Gelman et Hill (2006) [170]. La Figure 4.6 montre l'évolution de la statistique de Brooks-Gelman-Rubin (BGR) au cours du temps. Selon ce diagnostic, les chaînes convergent vers une distribution stationnaire presque instantanément. On remarque ici qu'elle converge vers 1 pour les paramètres des 3 chaines de Markov simulées. Ainsi donc, la convergence des chaines est vérifiée.

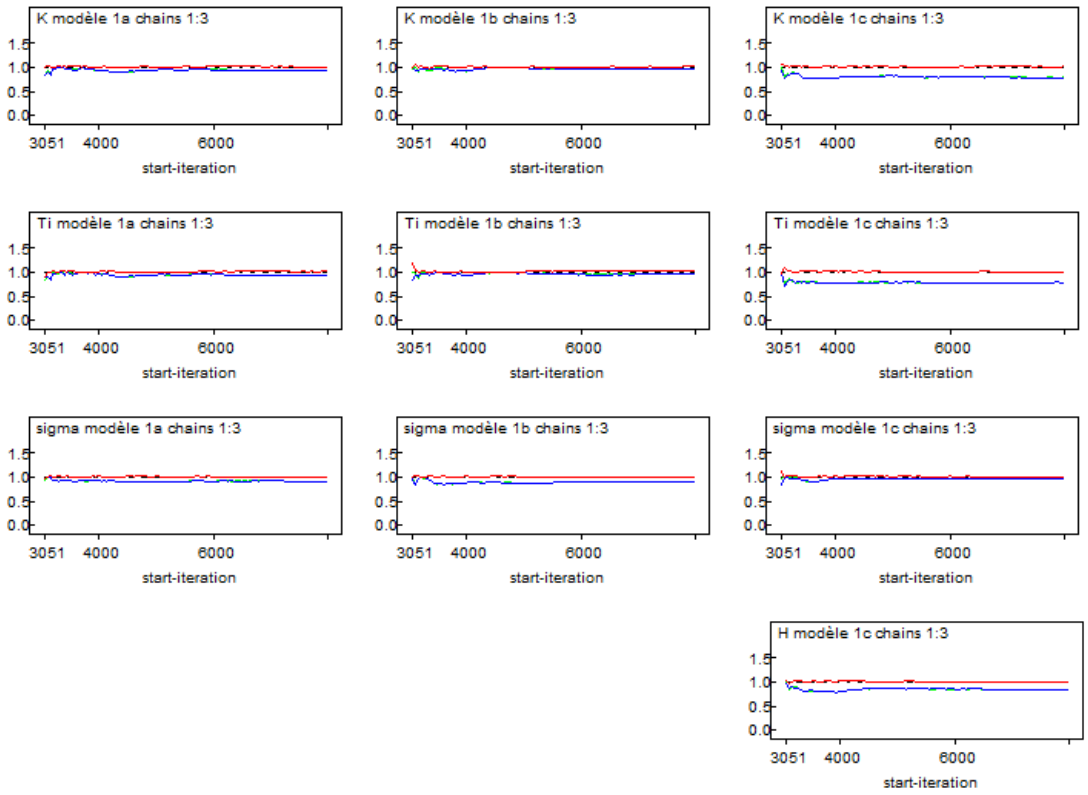



**Figure 4.6 :** Le statistique Brooks-Gelman-Rubin (BGR) des distributions *a posteriori* des trois modèles pour 19h.

La comparaison des distributions *a posteriori* et *a priori* permet d'estimer l'effet d'apprentissage du processus inférentiel. Les distributions *a posteriori* des paramètres peuvent être plus resserrées, cela veut dire que le processus inférentiel a permis d'améliorer la connaissance des paramètres du modèle. Quand on utilise les distributions *a priori* non-informatives et que les formes des deux distributions sont proches ça montre que les observations utilisées pour le calage ne contiennent pas ou peu d'informations sur ce paramètre. Les distributions peuvent présenter des changements de position et/ou de forme significatifs. Cette situation met en évidence une divergence entre ce que révèlent les observations et l'information *a priori* [173].

Dans la Figure 4.7, les histogrammes lissés de la distribution *a priori* et *a posteriori* des paramètres sont représentés. Chaque distribution *a posteriori* est moins diffuse que celle définie *a priori*, indiquant que les données ont pu informer sur la valeur du paramètre. Sur la Figure 4.7a, les distributions *a priori* des paramètres K et σ sont uniformes, alors que sur la Figure 4.7b, les distributions *a posteriori* ne sont plus uniformément dispersées, mais concentrées autour d'une valeur moyenne. L'incertitude sur ces paramètres a donc diminué. La distribution *a posteriori* du

paramètre Ti est moins diffuse que celle définie *a priori*, indiquant que les données ont pu informer sur la valeur du paramètre.

**Figure 4.7a** **Figure 4.7b**

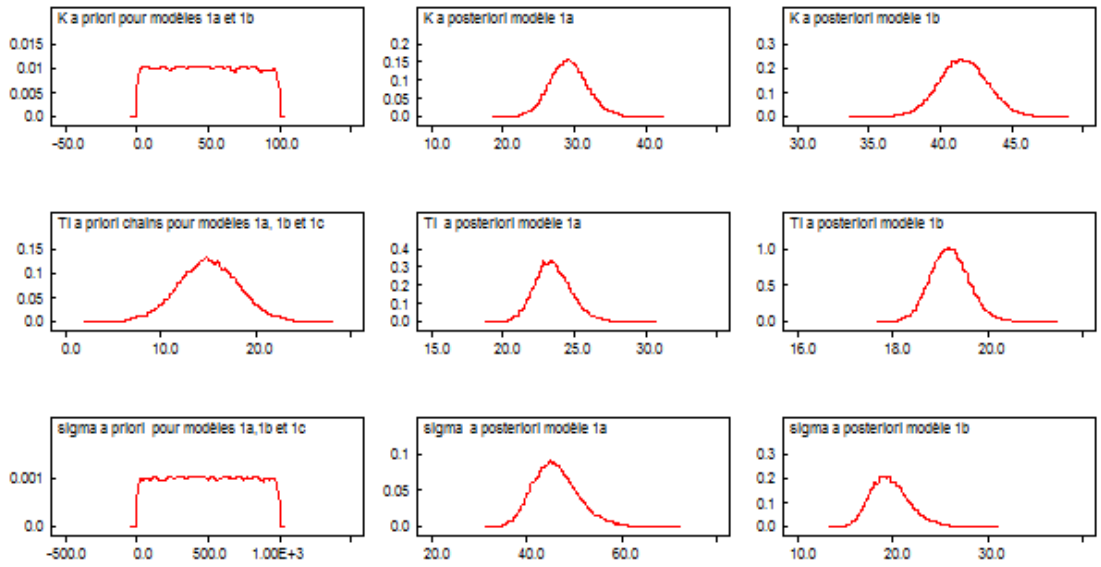



**Figure 4.7 :** Distribution *a priori* et distribution *a posteriori* des paramètres des *Modèles 1a* et *1b* 19h.

Le paramètre K dans le *Modèle 1c* a une distribution *a priori* plutôt informative. Si la connaissance *a priori* sur la valeur de ce paramètre est informative, la calibration devrait donner une distribution *a posteriori* proche de celle *a priori*. On voit dans la Figure 4.8 que c'est bien le cas. L'incertitude sur le paramètre H et σ a diminué ce qui montre que les données ont pu informer sur la valeur de ce paramètre. La distribution *a posteriori* du paramètre Ti est aussi moins diffuse que celle définie *a priori*.

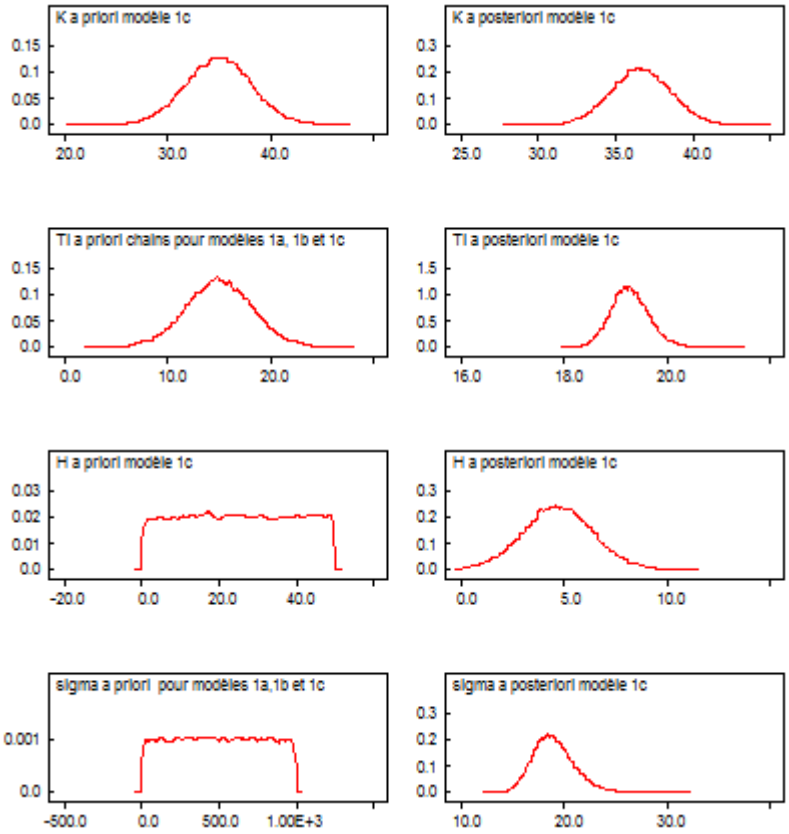



**Figure 4.8 :** Distribution *a priori* et distribution *a posteriori* des paramètres du *Modèle 1c* pour 19h.

Une fois les distributions *a posteriori* des paramètres obtenues, les statistiques descriptives (moyenne, écart type, quantiles, intervalles de crédibilité sous forme d'intervalles inter-quantiles) de chaque paramètre du modèle peuvent être extraites (Tableau 4.1).

**Tableau 4.1 :** Statistiques descriptives des paramètres des modèles pour 19h.

| **Modèle 1a** | **Moyenne** | **Ecart-type** | **Erreur MC** | **2,50%** | **Médiane** | **97,50%** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **Ti** | 23,52 | 1,254 | 0,01868 | 21,23 | 23,45 | 26,17 |
| **K** | 29,25 | 2,614 | 0,03856 | 24,38 | 29,17 | 34,68 |
| **sigma** | 46,14 | 4,716 | 0,03064 | 38,06 | 45,76 | 56,45 |
| **Modèle 1b** | **Moyenne** | **Ecart-type** | **Erreur MC** | **2.50%** | **Médiane** | **97.50%** |
| **Ti** | 19,21 | 0,3984 | 0,006181 | 18,47 | 19,19 | 20,03 |
| **K** | 41,63 | 1,684 | 0,02617 | 38,35 | 41,62 | 44,93 |
| **sigma** | 19,74 | 2,01 | 0,01308 | 16,33 | 19,56 | 24,2 |
| **Modèle 1c** | **Moyenne** | **Ecart-type** | **Erreur MC** | **2,5%** | **Médiane** | **97,5%** |
| **Ti** | 19,28 | 0,3603 | 0,004403 | 18,62 | 19,26 | 20,04 |
| **K** | 36,65 | 1,886 | 0,03175 | 32,98 | 36,64 | 40,34 |
| **H** | 4,728 | 1,654 | 0,02533 | 1,484 | 4,711 | 8,015 |
| **sigma** | 18,99 | 1,932 | 0,01143 | 15,66 | 18,83 | 23,17 |

On constate que les écart-types des estimations sont faibles. Le fait d'avoir un écart-type faible pour chaque estimation engendre un intervalle plus restreint pour chacun des paramètres, ce qui signifie que l'estimation est plus précise. L'estimation de l'erreur de Monte Carlo permet aussi de vérifier la convergence des algorithmes de MCMC. En pratique, lorsque cette erreur est inférieure à 5% de l'écart type estimé du paramètre, il est considéré que l'algorithme converge. Dans le Tableau 4.2, on montre que les erreurs MC sont inférieures à la limite considérée.

**Tableau 4.2 :** Erreur MC et convergence.

| **Modèle 1a** | **Ecart-type** | **5% de l'écart type** | **Erreur MC** |
|---|---|---|---|
| **Ti** | 1,254 | 0,0627 | 0,01868 |
| **K** | 2,614 | 0,1307 | 0,03856 |
| **sigma** | 4,716 | 0,2358 | 0,03064 |
| **Modèle 1b** | **Ecart-type** | **5% de l'écart type** | **Erreur MC** |
| **Ti** | 0,3984 | 0,01992 | 0,006181 |
| **K** | 1,684 | 0,0842 | 0,02617 |
| **sigma** | 2,01 | 0,1005 | 0,01308 |
| **Modèle 1c** | **Ecart-type** | **5% de l'écart type** | **Erreur MC** |
| **Ti** | 0,3603 | 0,018015 | 0,004403 |
| **K** | 1,886 | 0,0943 | 0,03175 |
| **H** | 1,654 | 0,0827 | 0,02533 |
| **sigma** | 1,932 | 0,0966 | 0,01143 |

L'intervalle crédible à 95% est utilisé comme indicateur de dispersion. Cet intervalle est défini comme l'intervalle entre le percentile 2.5% et le percentile 97.5% de la distribution *a posteriori*, qui contient donc 95% des valeurs *a posteriori*.

La convergence des estimations des trois modèles pour 24 heures est vérifiée. On ne peut pas ici rapporter les résultats correspondants pour chacun des 3 modèles et chacune des 24 heures. On fait donc le choix de présenter les résultats pour le Modèle 1c, qui est le plus complexe des trois. Les résultats correspondant à ce modèle pour 01h, 07h, 13h sont donnés dans l'Annexe C.

#### 4.3.1.4 Vérification de l'ajustement des modèles

Après la calibration du modèle, il est nécessaire de vérifier son ajustement aux données. Plusieurs représentations graphiques permettent de visualiser les différences entre les prédictions du modèle et les données. La plus répandue superpose les données à la courbe d'ajustement du modèle. La Figure 4.9 présente les données $Q_{ts}$

ainsi que l'estimation du modèle. On voit que le *Modèle 1a* qui utilise les températures brutes n'ajuste pas bien les données. Les *modèles 1b* et *1c* offrent un meilleur ajustement.

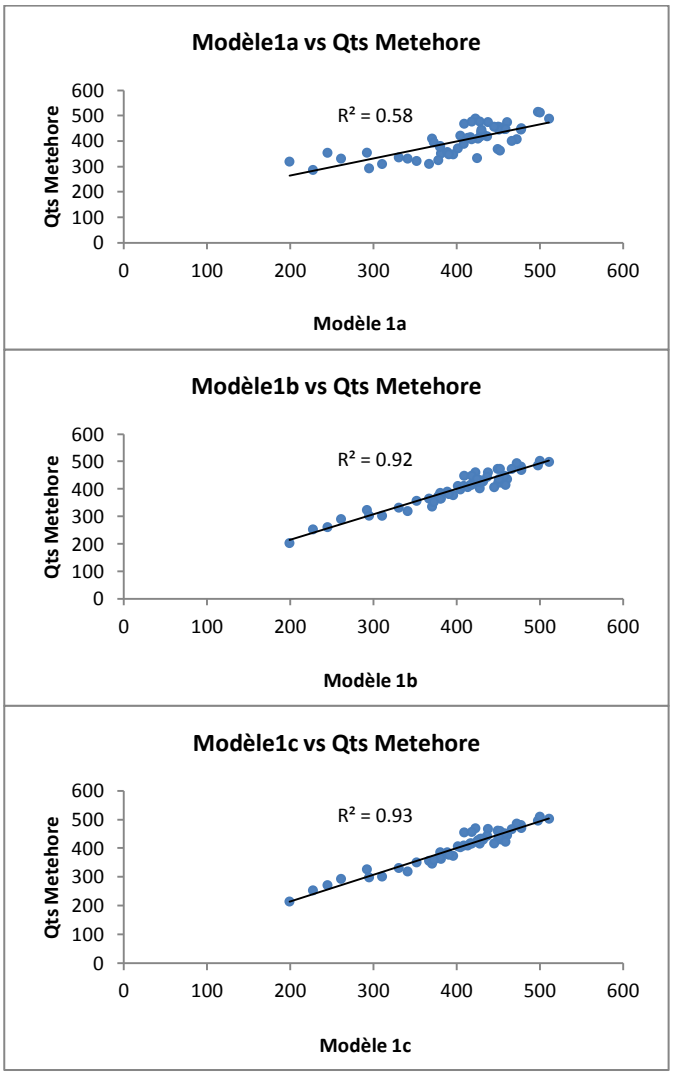



**Figure 4.9 :** Ajustement des modèles aux données.

Afin de valider l'analyse bayésienne et de vérifier si les informations *a priori* sont en adéquation avec les données, nous avons besoin d'un certain critère. En statistique bayésienne, l'ajustement d'un modèle peut être testé en générant des nouvelles données du modèle et en les comparant aux données observées. Si le modèle est bon, alors les données simulées et les données observées seront similaires. Si le modèle est mauvais alors il y aura des différences systématiques entre les données observées et simulées. La « Bayesian p-value » tient compte de la vraisemblance des résultats et des valeurs échantillonnées à partir de la distribution *a posteriori* du modèle. Elle correspond à la différence entre l'écart des valeurs observées (mesure du degré de

différence entre les valeurs observées et les valeurs estimées par le modèle) et l'écart des valeurs échantillonnées (mesure du degré de différence entre les valeurs échantillonnées et les valeurs estimées par le modèle). Un bon modèle aura une « Bayesian p-value », de préférence, proche de 0,5 [174-175].

$$p - value = 2\sum_i r_i \ln \frac{r_i}{r_i'} - 2\sum_i r_i^* \ln \frac{r_i^*}{r_i'} \quad \textbf{(4.13)}$$

avec

- $r_i$ : *valeurs observées*
- $r_i'$ *: valeurs calculées partir de la distribution a posteriori du modèle*
- $r_i^*$ *: valeurs échantillonnées partir de la distribution a posteriori du modèle chaque itération*

Le deuxième paramètre permettant de vérifier l'adéquation du modèle est le critère d'information de déviance (DIC pour Deviance Information Criterion). Le DIC est un critère de sélection de modèle en vertu duquel le rendement d'un modèle est évalué comme la somme d'une mesure d'ajustement (la moyenne *a posteriori* de la déviance D) et d'une mesure de complexité correspondant à la différence entre D et la déviance évaluée à la moyenne *a posteriori* du paramètre. Le modèle présentant la meilleure adéquation entre les données et les informations *a priori* sera celui qui possède le DIC le plus faible et positif. En d'autres termes, la vraisemblance doit être la plus élevée possible [174-175].

**Tableau 4.3 :** Bayesian p-value et DIC des *Modèles 1a, 1b* et *1c.*

| | **Bayesian p-value** | **DIC** |
|---|---|---|
| **Modèle1a** | 0,525 | 568,115 |
| **Modèle1b** | 0,5235 | 476,646 |
| **Modèle1c** | 0,5272 | 473,075 |

Dans le Tableau 4.3, les valeurs de Bayesian p-value et de DIC correspondant aux trois modèles sont données. Tous les modèles ont une valeur de p autour de 0,5 qui montre que les modèles sont bons. Le *Modèle 1c* ayant le DIC le plus faible présente la meilleure adéquation.

#### 4.3.1.5 Discussion des résultats des modèles sans chauffage non-linéaire

Dans le graphe ci-dessous les températures intérieures estimées pour chaque heure avec trois modèles sont représentées. Ces valeurs sont les valeurs de la mode de chaque distribution *a posteriori*.

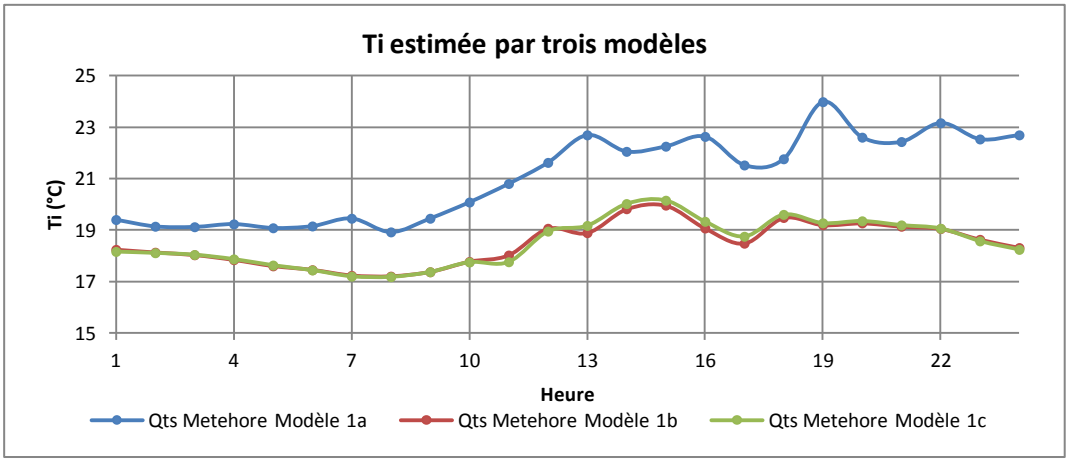



**Figure 4.10 :** Température intérieure estimée par trois modèles.

On observe que la température intérieure diminue pendant la nuit et augmente pendant la journée. Les estimations du *Modèle 1a* sont plus élevées que les *modèles 1b* et *1c*. Ceci est probablement dû à l'utilisation des températures brutes, les effets liés à l'inertie du bâtiment sont ignorés par ce modèle. La fluctuation de la température est beaucoup plus prononcée. Pour les *modèles 1b* et *1c*, la température oscille entre 17°C et 20°C ce qui est en cohérence avec l'étude de l'ADEME [176] et les résultats de l'enquête Sofres [121].

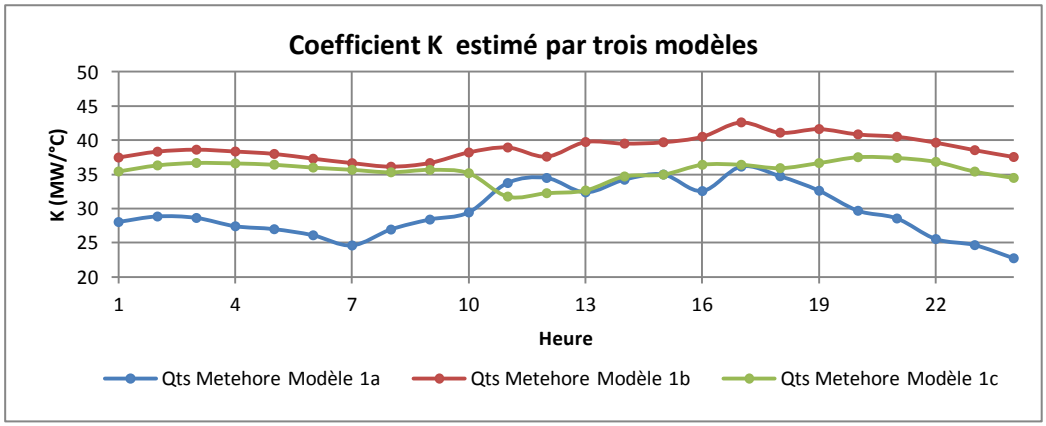



**Figure 4.11 :** Coefficient K estimée par trois modèles.

Dans la Figure 4.11, les valeurs estimées du paramètre K sont représentées. Les estimations réalisées en utilisant les températures brutes causent une fluctuation assez importante tout au long de la journée. On pourrait attendre une petite fluctuation due au fait que même si les caractéristiques physiques du parc de bâtiments n'évoluent pas la surface chauffée change pendant la journée. On pense que l'utilisation de la température brute et les apports gratuits qui ne sont pas explicitement modélisés perturbent les résultats.

Le *Modèle 1b* et *1c* donnent des résultats assez similaires pour les heures de la nuit, on voit que K a une variation plus petite dans un intervalle de [36-43] pour le *Modèle 1b* et [32-38] pour le *Modèle 1c*. On pense que l'inertie des bâtiments est mieux captée grâce à l'utilisation de la température lissée.

Les estimations horaires du paramètre H du *Modèle 1c* sont données dans la Figure 4.12. Le paramètre H qui représente l'inertie rapide de la consommation (e.g. la ventilation, l'activité humaine).

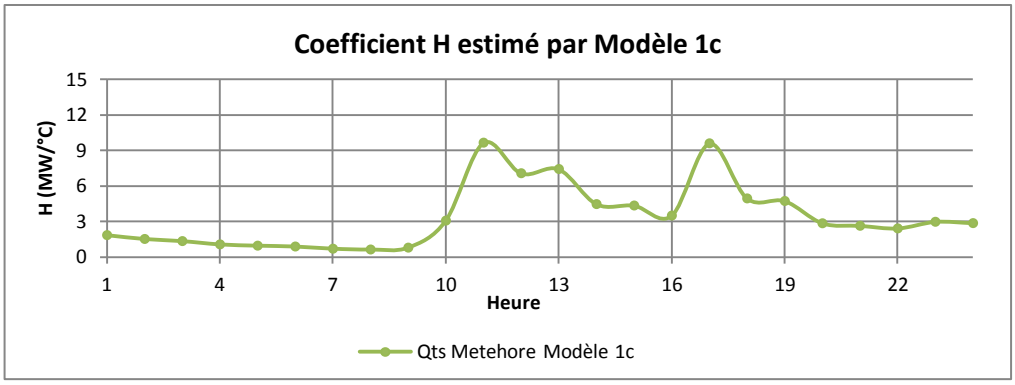



**Figure 4.12 :** Coefficient H estimée par *Modèle 1c*.

On observe que H est quasi-stable pendant la nuit avec une légère diminution. On pourrait penser qu'il n'y aura pas de changement comportemental pendant la nuit. Il semble logique que la valeur de H augmente à partir de 9h du matin en raison de la ventilation des bâtiments (plutôt tertiaires) et aussi du comportement humain. On constate une fluctuation entre 0.6 et 9.6. Le fait de combiner les observations et les a priori a permis d'utiliser toutes les informations disponibles et d'éviter d'avoir des valeurs irréalistes des paramètres.

Afin de comparer les erreurs des modèles, l'erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE) de trois modèles est représentée dans le graphique ci-dessous.

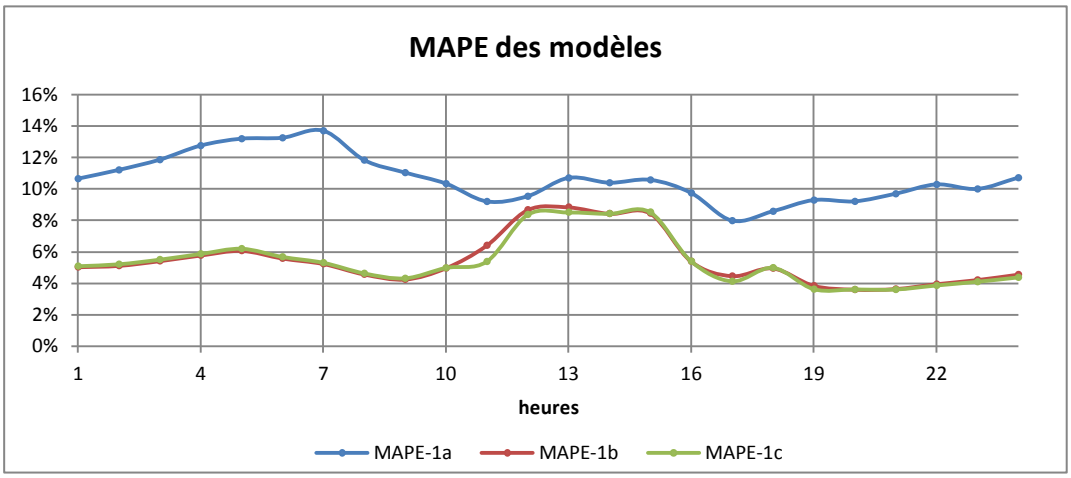



**Figure 4.13 :** Erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE) des *Modèles 1a*, *1b* et *1c*.

L'erreur du *Modèle 1a* est plus élevée que celles des autres modèles. Les erreurs des *Modèles 1b* et *1c* sont très proches avec une légère différence entre 10h et 13h. La moyenne de la MAPE est de 10,6%, 5,6% et 5,5% pour le *Modèle 1a*, *1b* et *1c* respectivement.

#### 4.3.1.6 Comparaison des résultats avec les modèles de régression

Par la suite on a comparé les résultats de l'estimation bayésienne avec les modèles de régression linéaire. Dans le tableau ci-dessous, les erreurs moyennes absolues en pourcentage (MAPE) des estimations sont présentées. On a trouvé des erreurs très proches pour les deux approches.

**Tableau 4.4 :** Comparaison des MAPE de l'estimation bayésienne et de la régression.

| Heure | MAPE Bayes-1a | MAPE Reg-1a | MAPE Bayes-1b | MAPE Reg-1b | MAPE Bayes-1c | MAPE Reg-1c |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **1** | 10,6% | 10,8% | 5,0% | 5,0% | 5,1% | 5,0% |
| **2** | 11,2% | 11,3% | 5,1% | 5,2% | 5,2% | 5,2% |
| **3** | 11,9% | 12,0% | 5,4% | 5,4% | 5,5% | 5,3% |
| **4** | 12,8% | 13,0% | 5,8% | 5,7% | 5,9% | 5,6% |
| **5** | 13,2% | 13,4% | 6,1% | 6,0% | 6,2% | 5,9% |
| **6** | 13,3% | 13,4% | 5,6% | 5,5% | 5,7% | 5,4% |
| **7** | 13,7% | 13,8% | 5,2% | 5,2% | 5,3% | 5,1% |
| **8** | 11,8% | 11,9% | 4,6% | 4,5% | 4,6% | 4,4% |
| **9** | 11,0% | 11,1% | 4,2% | 4,3% | 4,3% | 4,2% |
| **10** | 10,3% | 10,5% | 5,0% | 5,0% | 5,0% | 4,9% |
| **11** | 9,2% | 9,3% | 6,4% | 6,4% | 5,4% | 5,4% |
| **12** | 9,5% | 9,6% | 8,7% | 8,8% | 8,4% | 8,5% |
| **13** | 10,7% | 10,7% | 8,8% | 8,8% | 8,5% | 8,7% |
| **14** | 10,4% | 10,4% | 8,4% | 8,4% | 8,4% | 8,4% |
| **15** | 10,6% | 10,6% | 8,5% | 8,9% | 8,5% | 8,8% |
| **16** | 9,7% | 9,7% | 5,4% | 5,4% | 5,4% | 5,4% |
| **17** | 8,0% | 8,0% | 4,4% | 4,5% | 4,1% | 4,2% |
| **18** | 8,6% | 8,5% | 4,9% | 5,0% | 5,0% | 5,0% |
| **19** | 9,3% | 9,2% | 3,8% | 3,9% | 3,6% | 3,7% |
| **20** | 9,2% | 9,1% | 3,6% | 3,6% | 3,6% | 3,5% |
| **21** | 9,7% | 9,5% | 3,6% | 3,7% | 3,6% | 3,6% |
| **22** | 10,3% | 10,3% | 3,9% | 3,9% | 3,8% | 3,8% |
| **23** | 10,0% | 10,0% | 4,2% | 4,2% | 4,1% | 4,1% |
| **24** | 10,7% | 10,8% | 4,5% | 4,6% | 4,4% | 4,4% |
| **Moyenne** | 10,6% | 10,7% | 5,5% | 5,5% | 5,4% | 5,4% |

Ensuite, on a comparé les paramètres estimés par la méthode bayésienne et par la régression. La figure ci-après montre les températures intérieures estimées par les deux approches. Pour le *Modèle 1a*, la régression surestime la température intérieure par rapport à l'estimation bayésienne. On a trouvé des résultats assez proches pour les deux autres modèles.

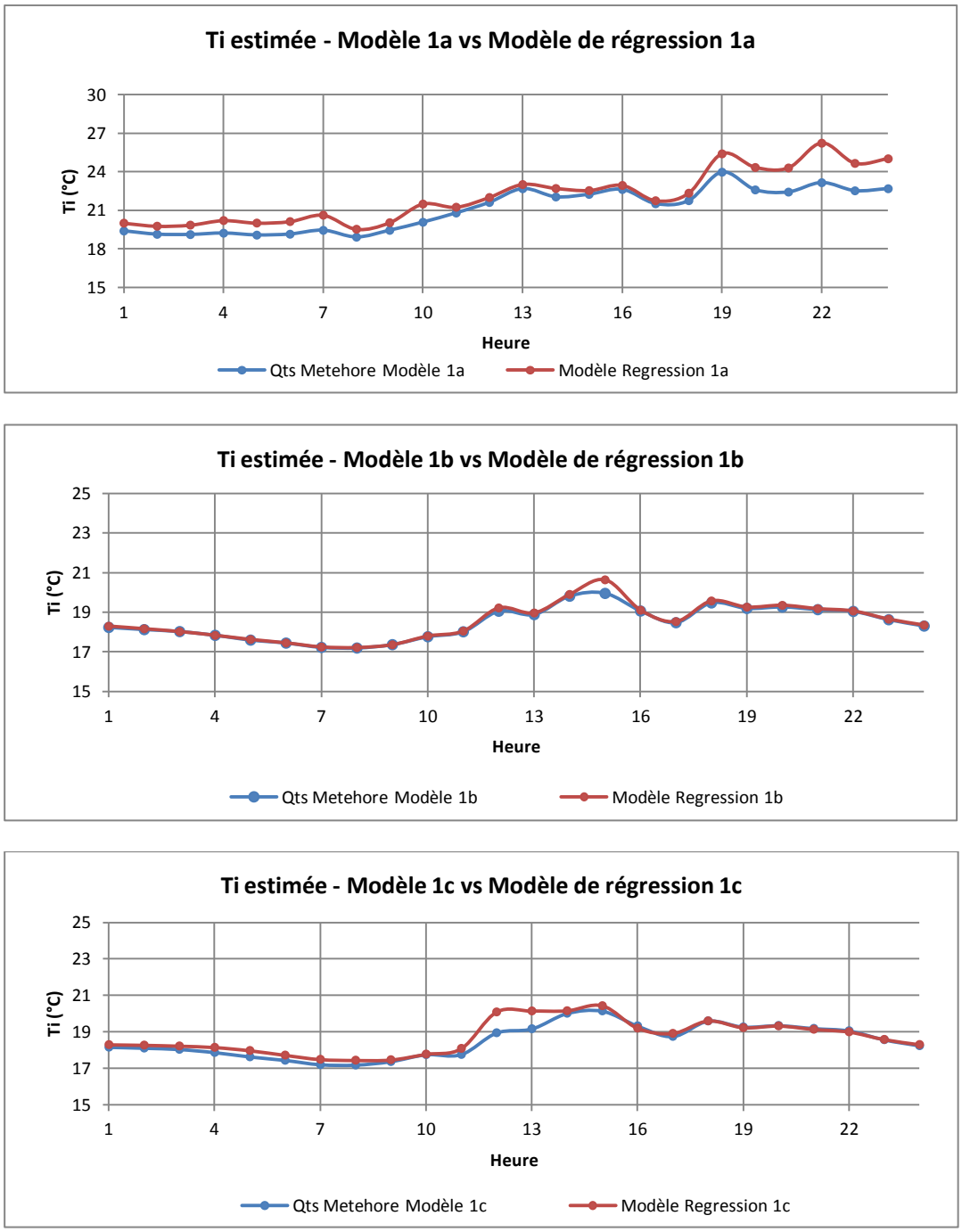



**Figure 4.14 :** Température intérieures estimées par l'approche bayésienne et l'approche classique avec trois différents modèles.

Les estimations du paramètre K par l'approche bayésienne et par l'approche classique donnent des valeurs très proches pour le *Modèle 1a* et *1b* tandis qu'on observe une grande différence pour le *Modèle 1c* (Figure 4.15).

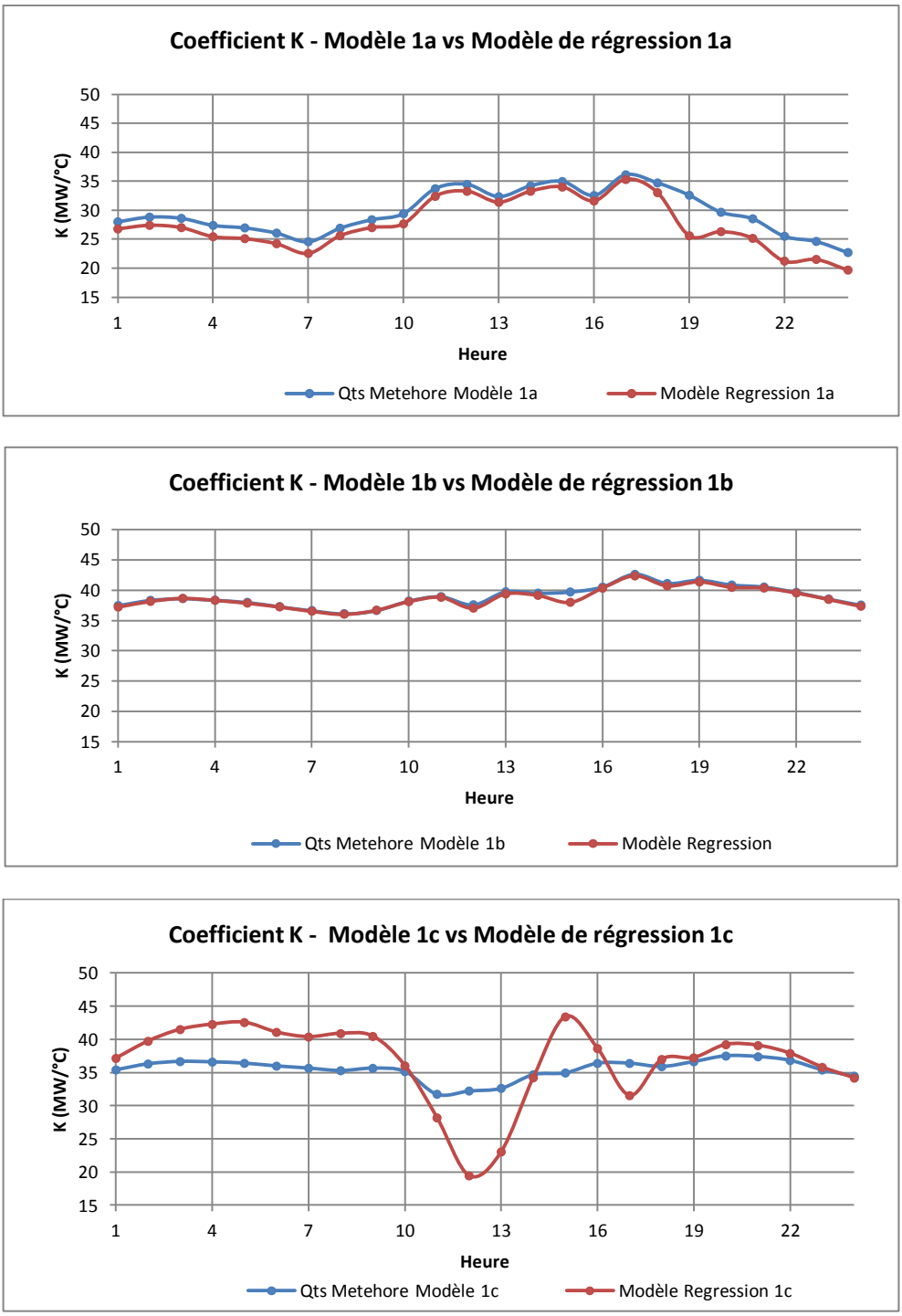



**Figure 4.15 :** Paramètre K estimé par l'approche bayésienne et l'approche classique avec trois différents modèles.

L'estimation du paramètre H par la régression présente des valeurs négatives tandis que ce paramètre représente l'inertie rapide de la demande thermosensible et il devrait avoir des valeurs positives (Figure 4.16).

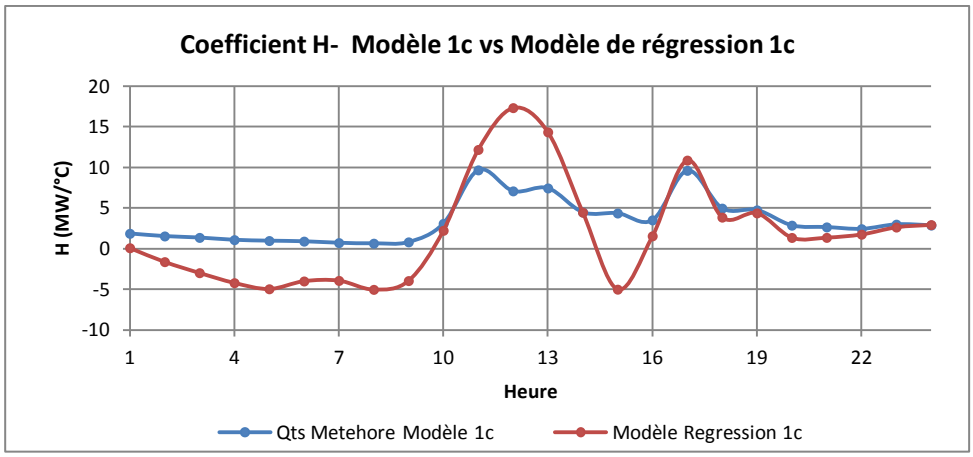



**Figure 4.16 :** Paramètre H estimé par l'approche bayésienne et l'approche classique.

On pourrait conclure que l'estimation par régression peut nous emmener à des résultats qui n'ont pas de sens physique. L'approche bayésienne permet d'éviter les coefficients négatifs ou déraisonnables grâce à l'information *a priori* sur les paramètres et l'information apportée par les données. On a limité les risques d'obtenir des valeurs de paramètres peu réalistes lorsqu'on cherche à estimer des paramètres qui ont une signification physique.

### 4.3.2 Analyse de la thermosensibilité avec détermination de la part thermosensible non-linéaire

Cette analyse est basée sur la situation actuelle en supposant que la partie thermosensible de la consommation (Qts*) comprend déjà un certain pourcentage de pompes à chaleur.

Dans le premier cas, on a choisi des distributions *a priori* dites non informatives, c'est-à-dire, des distributions qui expriment peu d'informations sur une variable aléatoire. Ce modèle possède des paramètres de variances plus faibles et définit donc plutôt des distributions *a priori* informatives, i.e. donnant une information sur la variable aléatoire. Si la connaissance *a priori* sur la valeur de certains paramètres est informative, la calibration devrait donner une distribution *a posteriori* proche de celle *a priori*. Dans la mesure où ces distributions seraient notablement différentes, il conviendrait de remettre en question le modèle, ou encore les données [18].

#### 4.3.2.1 Modèle

Le modèle comporte cinq paramètres (K, H, $T_i$, $\tau$ et la part du chauffage linéaire $\beta$ donc la part des pompes à chaleur est égale à (1-$\beta$)). Si on suppose que l'erreur suit une loi Normale N(0,1), le modèle s'écrit sous la forme suivante :

$$Q_{ts}^{*} \sim Normal\ (Q_{ts},\ \sigma^2)$$

$$Q_{ts} = (K \cdot (T_i - T_{lis}) + H \cdot (T_i - T_{ext})) \cdot (\beta + (1-\beta)\frac{1}{COP}) \quad \textbf{(4.14)}$$

$$COP = 0.098 * T_{ext} + 2.23 \quad \textbf{(4.15)}$$

Cette équation du COP est obtenue par la modélisation bottom-up des PAC air-air et air-eau (Voir Chapitre 3.8).

#### 4.3.2.2 Choix des distributions *a priori*

Les distributions *a priori* des paramètres estimés K, Ti et σ sont identiques au *Modèle 1c*. Contrairement au *Modèle 1c*, on a précisé une distribution informative pour le coefficient H. En se basant sur les calages du *Modèle 1c*, on a choisi une loi normale centrée autour de 5 de variance 2,5. On a choisi une loi beta[8] [1,1] pour le paramètre $\beta$ qui est défini entre 0 et 1. Dans le schéma ci-dessous, on résume le *Modèle 2* et ses dépendances.

[8] La loi bêta est une famille de lois de probabilités continues, définies sur [0,1], paramétrée par deux paramètres de forme.

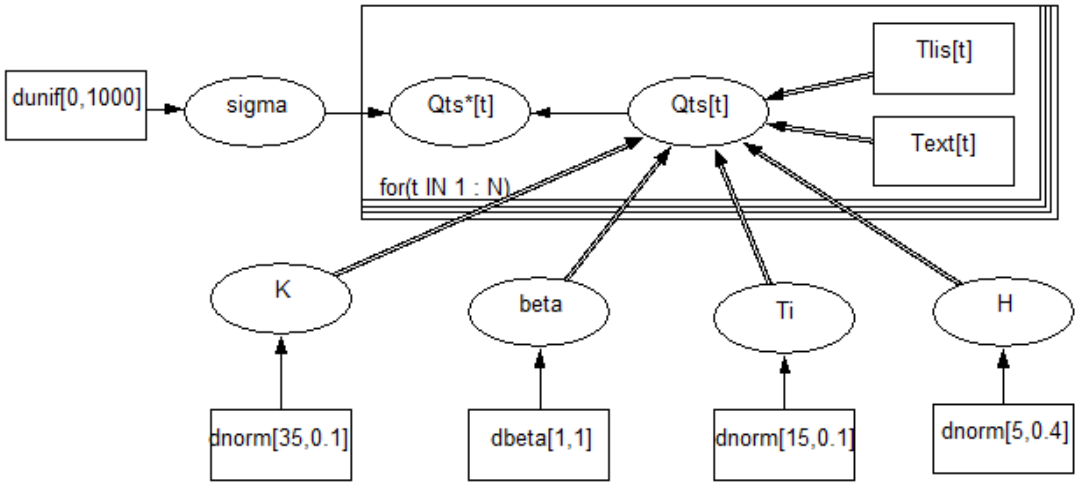



**Figure 4.17 :** Représentation du *Modèle 2*.

#### 4.3.2.3 Analyse des résultats : distributions a posteriori

Afin de vérifier si les chaînes de Markov ont convergé, on a analysé les autocorrélations et les valeurs de la statistique de convergence de Gelman-Rubin. Ainsi on a validé qu'on a un échantillon valable de la distribution *a posteriori* des paramètres du modèle.

Dans les graphiques ci-dessous, les histogrammes lissés des distributions *a priori* et *a posteriori* des paramètres du modèle pour 19h sont représentés. Les graphiques correspondants à la statistique de Gelman-Rubin et aux distributions a posteriori des paramètres à 01h, 07h et 13h du *Modèle 2* sont donnés dans l'Annexe C.

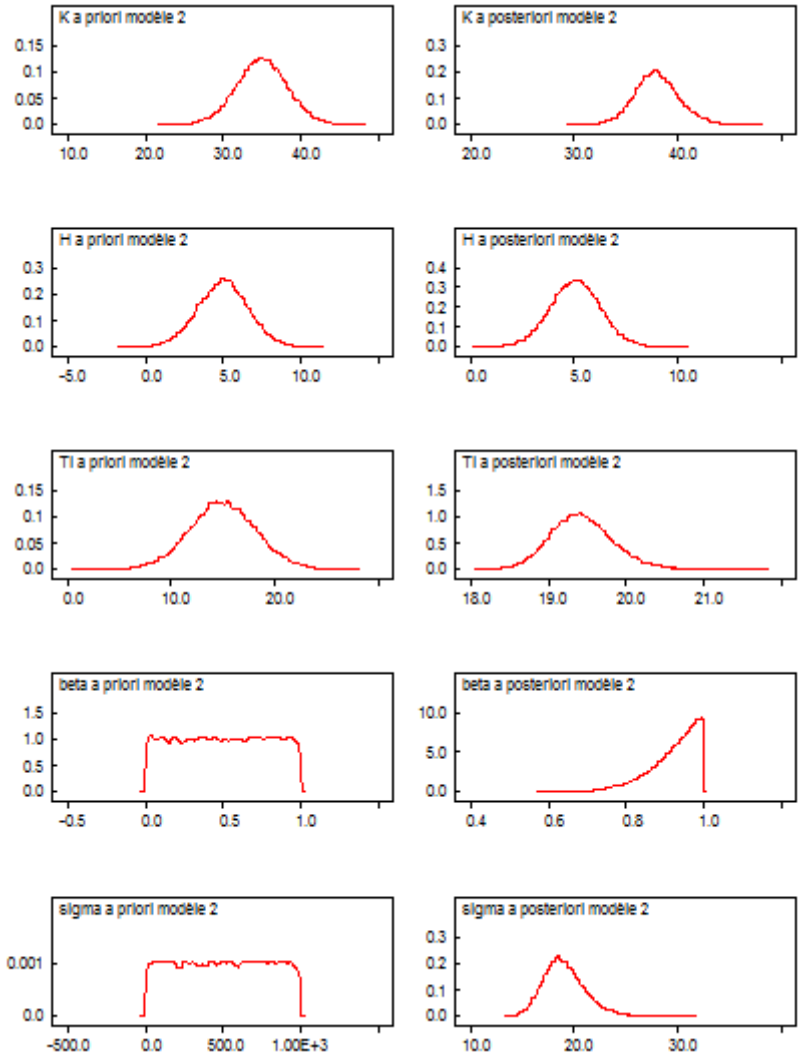



**Figure 4.18 :** Distribution *a priori* et *a posteriori* des paramètres du *Modèle 2*.

Les distributions *a posteriori* des paramètres $T_i$, $\beta$, $\sigma$ présentent des changements de position et/ou de forme significatifs qui montrent que le processus inférentiel a permis d'améliorer la connaissance des paramètres du modèle. On a choisi une loi beta [1,1] qui est comme une loi uniforme pour le paramètre $\beta$ et qui représente le chauffage linéaire en température. On a obtenu une distribution *a posteriori* proche de 1 qui est en cohérence avec la situation réelle.

Les distributions *a posteriori* des paramètres seront proche de leurs distributions *a priori* si les distributions *a priori* sont informatives [177]. Si on ne trouve pas des distributions similaires, cela montrera que les distributions *a priori* ne sont pas bien choisies. Les paramètres pour lesquels on a choisi des distributions *a priori* plus

informatives (avec une plus petite variance), on a obtenue des distributions *a posteriori* proches de celles *a priori*.

Les statistiques descriptives de chaque paramètre du modèle sont données dans le tableau ci-dessous. Les valeurs des paramètres estimées par le *Modèle 2* sont très similaires aux résultats du *Modèle 1c*. Le paramètre β est estimé à 0,9242 et son intervalle de crédibilité à 95 % est de [0,7702 ; 0,9974]. Ce résultat nous montre que la part des pompes à chaleur régionale est environ de 8%.

**Tableau 4.5 :** Statistiques descriptives des paramètres du *Modèle 2* pour 19h.

| Modèle 2 | Moyenne | Ecart-type | Erreur MC | 2,50% | Médiane | 97,50% |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **K** | 37,97 | 2,082 | 0,03549 | 34,08 | 37,88 | 42,3 |
| **H** | 5,052 | 1,19 | 0,01196 | 2,738 | 5,051 | 7,407 |
| **Ti** | 19,43 | 0,3964 | 0,005727 | 18,72 | 19,41 | 20,28 |
| **beta** | 0,9242 | 0,06178 | 0,001158 | 0,7702 | 0,9391 | 0,9974 |
| **sigma** | 19,01 | 1,944 | 0,01229 | 15,68 | 18,84 | 23,32 |

### 4.3.2.4 Vérification de l'ajustement du modèle

La figure suivant, on présente les données $Q_{ts}$ ainsi que l'estimation du modèle ($Q_{ts}$*). On voit que le modèle offre un bon ajustement.

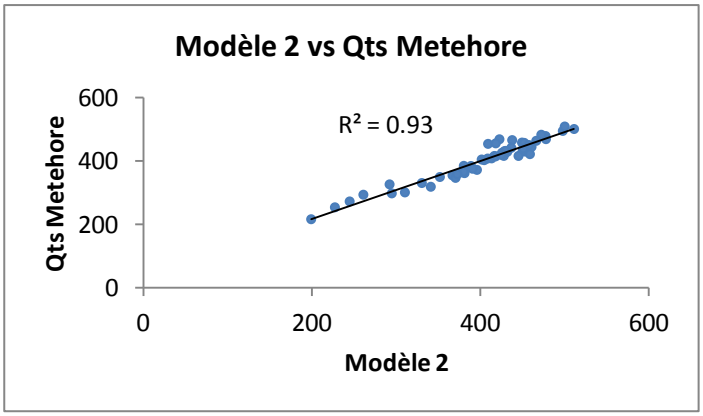



**Figure 4.19 :** Ajustement du *Modèle 2* aux données.

Afin de valider l'analyse bayésienne et de vérifier si les informations *a priori* sont en adéquation avec les données, on a calculé « bayesian p value » (Tableau 4.6). Cette valeur est autour de 0,5, ce qui montre que le modèle est bon, c'est-à-dire les données simulées et les données observées sont similaires.

**Tableau 4.6 :** Bayesian p-value et DIC du *Modèle 2*.

| | Bayesian p-value | DIC |
|---|---|---|
| **Modèle 2** | 0,5279 | 472,71 |

Le DIC du *Modèle 2* est très proche du *Modèle 1c*, ce qui montre qu'on ne peut pas faire un choix entre ces deux modèles en se basant seulement sur ce critère.

#### 4.3.2.5 Discussion des résultats

Dans cette partie, on compare les résultats du *Modèle 2* avec ceux du *Modèle 1c*. La température intérieure estimée par les deux modèles est très similaire. On voit une légère différence entre 10h et 13h (Figure 4.20).

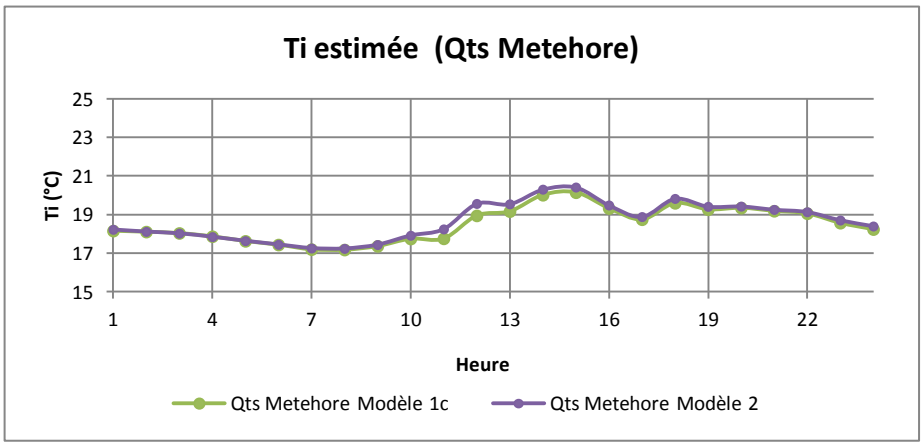



**Figure 4.20 :** Comparaison de la température intérieure estimée par le *Modèle 2* et le *Modèle 1c*.

Les paramètres K et H estimés par le *Modèle 2* présentent moins de variation au cours de la journée que les estimations du *Modèle 1c* (Figure 4.21 et 4.22).

Le *Modèle 2* surestime le paramètre K par rapport au *Modèle 1c*. On observe moins de variation pendant la journée. Le *Modèle 1c* trouve des valeurs plus basses pour les heures entre 11h et 15h.

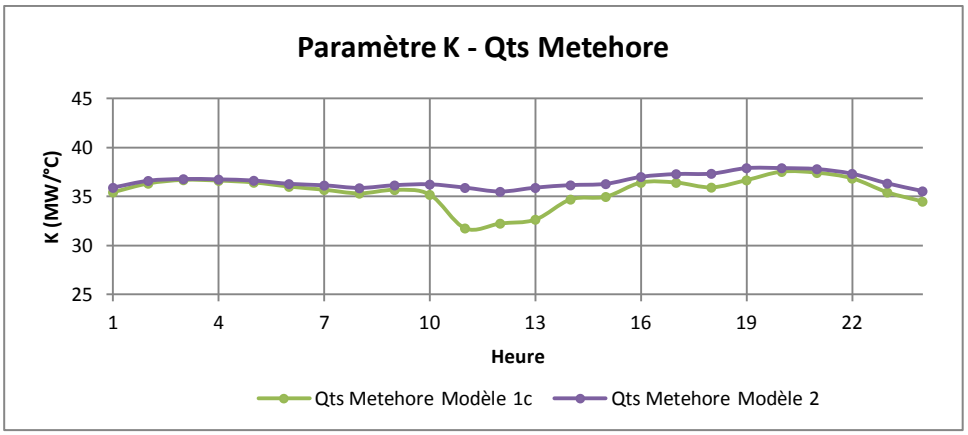



**Figure 4.21 :** Comparaison du paramètre K estimé par le *Modèle 2* et le *Modèle 1c*.

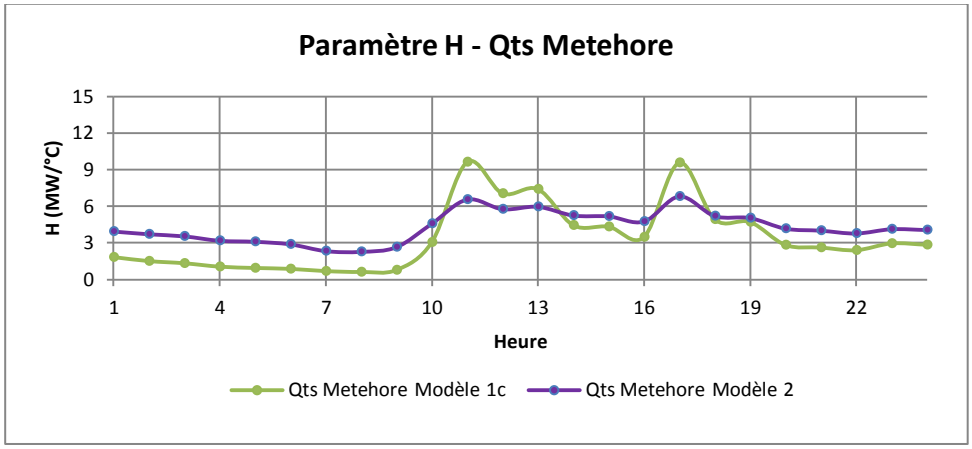



**Figure 4.22 :** Comparaison du paramètre H estimé par le *Modèle 2* et le *Modèle 1c*.

Les résultats montrent que la part moyenne des pompes à chaleur estimée par le *Modèle 2* est de 10% (Figure 4.23) ce qui est raisonnable, en raison de l'existence de différentes sources de non-linéarité y compris les auxiliaires de chauffage.

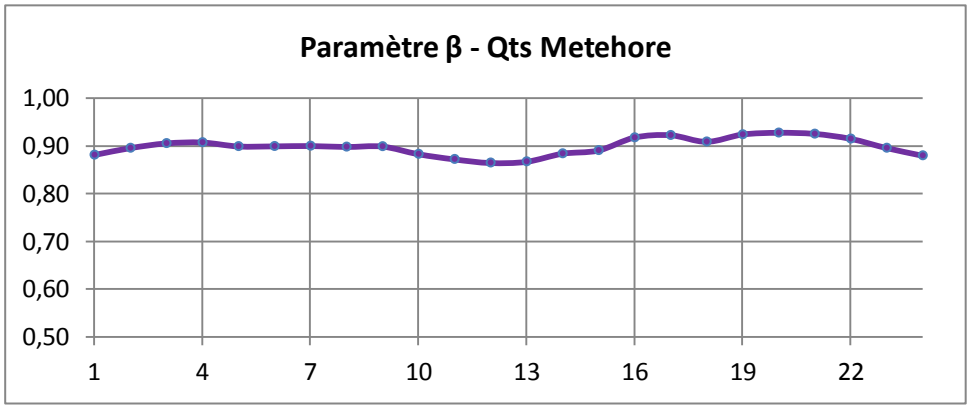



**Figure 4.23 :** Paramètre β estimé par le *Modèle 2*.

## 4.4 Sensibilité des Inférences

### 4.4.1 Sensibilité des inférences aux distributions a priori

Le choix de la loi a priori comporte une certaine part d'arbitraire, et ce à deux niveaux. Le premier niveau réside dans le choix de la famille de probabilités retenue pour la loi a priori. Le second réside dans le choix des valeurs [154].

Le fait de tester différents *a priori* permet de tester la stabilité de l'analyse bayésienne. Il convient d'examiner dans quelle mesure les choix des distributions *a priori* affectent l'estimation. Dans la pratique, on se contente d'examiner, dans quelle mesure, une perturbation des paramètres modifie l'estimation.

Une analyse de sensibilité a été menée en utilisant d'autres distributions *a priori* pour les paramètres clés (K, H, β, Ti) du *Modèle 2*. L'influence du choix des distributions *a priori* sur les paramètres estimés a été étudiée en utilisant différentes distributions et en comparant les distributions *a posteriori* obtenues pour les paramètres.

#### 4.4.1.1 Sensibilité des inférences aux distributions *a priori* du paramètre K

On a étudié l'influence de la distribution *a priori* du paramètre K en utilisant quatre distributions différentes :

- **Cas 1 :** une loi normale centrée autour de 35 MW/°C de variance 100.
- **Cas 2 :** une loi normale centrée autour de 35 MW/°C de variance 0.5.
- **Cas 3 :** une loi normale centrée autour de 50 MW/°C de variance 10.
- **Cas 4 :** une loi gamma de paramètre (p,θ) avec p=60 et θ=2 où moyenne(K)=p/θ et variance(K)=$p/\theta^2$

Les valeurs moyennes estimées pour chaque paramètre sont données dans le tableau ci-après.

**Tableau 4.7 :** Sensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence à la distribution *a priori* du paramètre K.

| Modèle 2 | Référence dnorm(35,0.1) | Cas 1 dnorm(35,0.01) | Cas 2 dnorm(35,2) | Cas 3 dnorm(50,0.1) | Cas 4 dgamma(60,2) |
|---|---|---|---|---|---|
| **K** | 37,97 | 41,32 | 35,36 | 48,76 | 37,36 |
| **H** | 5,052 | 4,652 | 5,611 | 4,215 | 5,199 |
| **Ti** | 19,43 | 19,36 | 19,67 | 19,45 | 19,51 |
| **beta** | 0,9242 | 0,8502 | 0,9578 | 0,664 | 0,9299 |
| **sigma** | 19,01 | 19,03 | 19,18 | 19,21 | 19,06 |

L'analyse de sensibilité réalisée à l'aide de distributions *a priori* plus informatives (cas 2 et cas 4) a révélé une influence modérée du choix des *a priori* du paramètre K. Le choix d'un *a priori* plus vague (plus grande variance - cas 1) a engendré des estimations différentes des paramètres K et β. Quand on choisit une distribution autour d'une valeur plus grande (50), l'estimation des paramètres K et β sont fortement influencée.

Les distributions *a priori* moins informatives (avec une plus grande variance) du paramètre K conduisent essentiellement à des intervalles de crédibilité plus larges traduisant une plus grande incertitude (Tableau 4.8).

**Tableau 4.8 :** Intervalles de crédibilité à 95% pour différentes distributions *a priori* du paramètre K.

| | **intervalle à 95%** | |
|---|---|---|
| **Modèle 2** | **borne inférieure** | **borne supérieure** |
| **K-réf** | 34,08 | 42,3 |
| **K-1** | 35,2 | 50,3 |
| **K-2** | 34,02 | 36,67 |
| **K-3** | 42,84 | 54,76 |
| **K-4** | 33,02 | 42,55 |
| **H-réf** | 2,738 | 7,407 |
| **H-1** | 2,27 | 7,093 |
| **H-2** | 3,561 | 7,718 |
| **H-3** | 1,671 | 6,778 |
| **H-4** | 2,857 | 7,573 |
| **Ti-réf** | 18,72 | 20,28 |
| **Ti-1** | 18,61 | 20,25 |
| **Ti-2** | 19,08 | 20,39 |
| **Ti-3** | 18,58 | 20,47 |
| **Ti-4** | 18,75 | 20,39 |
| **beta-réf** | 0,7702 | 0,9974 |
| **beta-1** | 0,5995 | 0,9937 |
| **beta-2** | 0,8656 | 0,9987 |
| **beta-3** | 0,4929 | 0,8576 |
| **beta-4** | 0,7755 | 0,9979 |
| **sigma-réf** | 15,68 | 23,32 |
| **sigma-1** | 15,07 | 23,25 |
| **sigma-2** | 15,84 | 23,46 |
| **sigma-3** | 15,87 | 23,52 |
| **sigma-4** | 15,68 | 23,28 |

#### 4.4.1.2 Sensibilité des inférences aux distributions *a priori* du paramètre H

Pour le paramètre H, on a aussi testé deux distributions normales avec différentes variances, plus grande et plus petite que le cas référence, une distribution autour d'une valeur plus élevée et une distribution gamma.

- **Cas 1 :** une loi normale centrée autour de 5 MW/°C de variance 10.
- **Cas 2 :** une loi normale centrée autour de 5 MW/°C de variance 0.5.
- **Cas 3 :** une loi normale centrée autour de 20 MW/°C de variance 5.
- **Cas 4 :** une loi gamma de paramètre $(p,\theta)$ avec $p=10$ et $\theta=2$ où moyenne$(H)=p/\theta$ et variance$(H)=p/\theta^2$

Dans le tableau ci-dessous les estimations du modèle pour trois différentes distributions *a priori* du paramètre H sont représentées. On observe que les valeurs moyennes des paramètres ne sont pas affectées par le choix du paramètre H sauf le cas 3. Le choix de la valeur du paramètre H a un impact fort sur l'estimation du paramètre $\beta$ et $\sigma$.

**Tableau 4.9 :** Sensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence à la distribution *a priori* du paramètre H.

| Modèle 2 | Référence dnorm(5,0.4) | Cas 1 dnorm(5,0.1) | Cas 2 dnorm(5,2) | Cas 3 dnorm(20,0.4) | Cas 4 dgamma(10,2) |
|---|---|---|---|---|---|
| **K** | 37,97 | 37,91 | 38 | 36,26 | 37,98 |
| **H** | 5,052 | 5,136 | 5,007 | 16,8 | 4,933 |
| **Ti** | 19,43 | 19,43 | 19,43 | 19,67 | 19,45 |
| **beta** | 0,9242 | 0,9237 | 0,9249 | 0,6436 | 0,9253 |
| **sigma** | 19,01 | 19,08 | 18,94 | 24,35 | 19,01 |

Les intervalles de crédibilité à 95% sont donnés dans le Tableau 4.10. On observe des intervalles de crédibilité du paramètre H sont plus larges pour le cas 3. Les autres paramètres ne sont pas influencés par le choix de la distribution *a priori* du paramètre H sauf $\beta$ et $\sigma$.

**Tableau 4.10 :** Intervalles de crédibilité à 95% pour différentes distributions *a priori* du paramètre H.

| | intervalle à 95% | |
|---|---|---|
| **Modèle 2** | **borne inférieure** | **borne supérieure** |
| **K-réf** | 34,08 | 42,3 |
| **K-1** | 33,82 | 42,36 |
| **K-2** | 34,39 | 42,28 |
| **K-3** | 30,77 | 41,87 |
| **K-4** | 34,05 | 42,35 |
| **H-réf** | 2,738 | 7,407 |
| **H-1** | 2,094 | 8,255 |
| **H-2** | 3,712 | 6,316 |
| **H-3** | 13,59 | 20 |
| **H-4** | 2,806 | 7,347 |
| **Ti-réf** | 18,72 | 20,28 |
| **Ti-1** | 18,72 | 20,29 |
| **Ti-2** | 18,72 | 20,27 |
| **Ti-3** | 18,58 | 20,98 |
| **Ti-4** | 18,73 | 20,29 |
| **beta-réf** | 0,7702 | 0,9974 |
| **beta-1** | 0,7722 | 0,9974 |
| **beta-2** | 0,7742 | 0,9974 |
| **beta-3** | 0,4552 | 0,8578 |
| **beta-4** | 0,775 | 0,9976 |
| **sigma-réf** | 15,68 | 23,32 |
| **sigma-1** | 15,71 | 23,36 |
| **sigma-2** | 15,63 | 23,15 |
| **sigma-3** | 19,76 | 30,2 |
| **sigma-4** | 15,67 | 23,21 |

#### 4.4.1.3 Sensibilité des inférences aux distributions *a priori* du paramètre Ti

On a testé quatre différentes distributions a priori comme dans les cas précédents :

- **Cas 1 :** une loi normale centrée autour de 15°C de variance 100.
- **Cas 2 :** une loi normale centrée autour de 15°C de variance 0.5.
- **Cas 3 :** une loi normale centrée autour de 25 MW/°C de variance 10.
- **Cas 4 :** une loi gamma de paramètre $(p,\theta)$ avec $p=30$ et $\theta=2$ où moyenne(Ti)=$p/\theta$ et variance(Ti)=$p/\theta^2$

Le choix de la distribution *a priori* du paramètre Ti a une influence plus importante sur le paramètre β que les autres paramètres. On voit comment le choix de la variance du paramètre Ti affecte l'estimation.

**Tableau 4.11 : S**ensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence à la distribution *a priori* du paramètre Ti.

| Modèle 2 | Référence | Cas 1 | Cas 2 | Cas 3 | Cas 4 |
|---|---|---|---|---|---|
| | dnorm(15,0.1) | dnorm(15,0.01) | dnorm(15,2) | dnorm(25,0.1) | dgamma(30,2) |
| **K** | 37,97 | 37,86 | 40,11 | 37,57 | 38,02 |
| **H** | 5,052 | 5,035 | 5,434 | 5,005 | 5,051 |
| **Ti** | 19,43 | 19,51 | 18,62 | 19,6 | 19,42 |
| **beta** | 0,9242 | 0,9188 | 0,9589 | 0,9161 | 0,924 |
| **sigma** | 19,01 | 19,05 | 19,49 | 19,09 | 19 |

Les intervalles de crédibilité des paramètres β et K est plus restreints pour le cas 2. (Tableau 4.12). Cela veut dire que si on améliore la loi *a priori* (petite variance) sur le paramètre Ti, on aura moins d'incertitude sur les paramètres β et K.

**Tableau 4.12 :** Intervalles de crédibilité à 95% pour différentes distributions *a priori* du paramètre $T_{i.}$

| | intervalle à 95% | |
|---|---|---|
| **Modèle 2** | **borne inférieure** | **borne supérieure** |
| **K-réf** | 34,08 | 42,3 |
| **K-1** | 33,93 | 42,28 |
| **K-2** | 36,67 | 43,85 |
| **K-3** | 33,59 | 42,02 |
| **K-4** | 34,23 | 42,38 |
| **H-réf** | 2,738 | 7,407 |
| **H-1** | 2,735 | 7,396 |
| **H-2** | 3,129 | 7,801 |
| **H-3** | 2,695 | 7,353 |
| **H-4** | 2,728 | 7,378 |
| **Ti-réf** | 18,72 | 20,28 |
| **Ti-1** | 18,77 | 20,38 |
| **Ti-2** | 18,07 | 19,19 |
| **Ti-3** | 18,85 | 20,48 |
| **Ti-4** | 18,72 | 20,25 |
| **beta-réf** | 0,7702 | 0,9974 |
| **beta-1** | 0,7656 | 0,9973 |
| **beta-2** | 0,8643 | 0,9989 |
| **beta-3** | 0,7578 | 0,9971 |
| **beta-4** | 0,7715 | 0,9974 |
| **sigma-réf** | 15,68 | 23,32 |
| **sigma-1** | 15,07 | 23,32 |
| **sigma-2** | 15,99 | 23,98 |
| **sigma-3** | 15,77 | 23,41 |
| **sigma-4** | 15,67 | 23,17 |

#### 4.4.1.4 Sensibilité des inférences aux distributions *a priori* du paramètre β

Pour analyser la sensibilité des inférences au paramètre β, on a testé deux distributions beta avec différents paramètres de forme que le cas référence et une distribution normale positive autour de 0,5.

- **Cas 1 :** une loi beta de paramètres (5,5)
- **Cas 2 :** une loi beta de paramètres (25,5)
- **Cas 3 :** une loi normale centrée autour de 0,5 de variance 0,5 tronquée entre 0 et 1.

Dans les tableaux ci-dessous les valeurs moyennes et les intervalles de crédibilité des paramètres sont montrées pour trois différentes distributions *a priori* du paramètre β. Le paramètre K est influencé par le choix du paramètre β plus que les autres.

**Tableau 4.13 :** Sensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence à la distribution *a priori* du paramètre.

| **Modèle 2** | **Référence** β~dbeta(1,1) | **Cas 1** β~dbeta(5,5) | **Cas 2** β~dbeta(25,5) | **Cas 3** β~dnorm(0.5,2)I(0,1) |
|---|---|---|---|---|
| **K** | 37,97 | 40,17 | 38,81 | 38,09 |
| **H** | 5,052 | 5,374 | 5,15 | 5,045 |
| **Ti** | 19,43 | 19,77 | 19,54 | 19,44 |
| **beta** | 0,9242 | 0,8051 | 0,8795 | 0,9197 |
| **sigma** | 19,01 | 19,25 | 19,07 | 19,01 |

Donner à β des distributions *a priori* différentes induit des variations moins importantes de la moyenne *a posteriori* et des intervalles de crédibilité des paramètres Ti, H et σ que les paramètres K et β.

**Tableau 4.14 :** Intervalles de crédibilité à 95% pour différentes distributions *a priori* du paramètre β.

| | intervalle à 95% | |
|---|---|---|
| **Modèle 2** | **borne inférieure** | **borne supérieure** |
| **K-réf** | 34,08 | 42,3 |
| **K-1** | 35,95 | 44,67 |
| **K-2** | 35,06 | 42,77 |
| **K-3** | 34,19 | 42,53 |
| **H-réf** | 2,738 | 7,407 |
| **H-1** | 2,996 | 7,809 |
| **H-2** | 2,796 | 7,519 |
| **H-3** | 2,708 | 7,412 |
| **Ti-réf** | 18,72 | 20,28 |
| **Ti-1** | 18,99 | 20,07 |
| **Ti-2** | 18,82 | 20,36 |
| **Ti-3** | 18,73 | 20,03 |
| **beta-réf** | 0,7702 | 0,9974 |
| **beta-1** | 0,6713 | 0,9203 |
| **beta-2** | 0,7759 | 0,9559 |
| **beta-3** | 0,7673 | 0,9971 |
| **sigma-réf** | 15,68 | 23,32 |
| **sigma-1** | 15,86 | 23,57 |
| **sigma-2** | 15,76 | 23,32 |
| **sigma-3** | 15,68 | 23,25 |

### 4.4.2 Sensibilité des inférences aux valeurs des constantes du modèle de COP

La sensibilité des inférences à la valeur de la constante COP a été d'abord étudiée avec trois valeurs différentes : une valeur de référence et deux valeurs qui correspondent à des écarts de ±50% par rapport à la référence. Les inférences ont été conduites sur trois modèles différents en modifiant la valeur du COP. Les estimations des moyennes *a posteriori* des paramètres du modèle, obtenues avec différentes valeurs de COP sont données dans le Tableau 4.15.

**Tableau 4.15 : S**ensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence aux valeurs des constantes du COP correspondant à des écarts de ±50% par rapport à la référence.

| Modèle 2 | Cas 1<br>COP – 50% | COP Référence | Cas 2<br>COP +50% |
|---|---|---|---|
| **K** | 37,31 | 37,97 | 38,05 |
| **H** | 4,713 | 5,052 | 5,134 |
| **Ti** | 19,5 | 19,43 | 19,42 |
| **beta** | 0,9002 | 0,9242 | 0,9321 |
| **sigma** | 19,1 | 19,01 | 18,98 |

On a ensuite étudié l'impact de différentes équations du COP. Pour cela on a utilisé l'équation du COP moyen pondéré du « Scénario basse performance » et du COP moyen pondéré du « Scénario haute performance » calculés dans le chapitre précédent (voir Chapitre 5.8).

**Tableau 4.16 : S**ensibilité des moyennes *a posteriori* de l'inférence aux valeurs des constantes du COP correspondant au COP « basse performance » et au COP « haute performance ».

| Modèle 2 | Cas 3<br>COP-HP | COP Référence<br>COP moyen | Cas 4<br>COP-BP |
|---|---|---|---|
| **K** | 38 | 37,97 | 37,94 |
| **H** | 5,132 | 5,052 | 5,017 |
| **Ti** | 19,42 | 19,43 | 19,44 |
| **beta** | 0,9228 | 0,9242 | 0,9259 |
| **sigma** | 18,98 | 19,01 | 19,02 |

Les résultats révèlent que pour toutes les valeurs des constantes testées, les inférences ne sont pas sensibles. Les paramètres sont toujours estimés à des valeurs très proches du modèle de référence.

**Tableau 4.17 :** Intervalles de crédibilité à 95% pour différentes constantes du COP.

| | intervalle à 95% | |
|---|---|---|
| **Modèle 2** | **borne inférieure** | **borne supérieure** |
| **K-réf** | 34,08 | 42,3 |
| **K-1** | 33,77 | 40,95 |
| **K-2** | 34,18 | 42,56 |
| **K-3** | 34,11 | 42,34 |
| **K-4** | 34,16 | 42,29 |
| **H-réf** | 2,738 | 7,407 |
| **H-1** | 2,394 | 7,031 |
| **H-2** | 2,802 | 7,521 |
| **H-3** | 2,794 | 7,488 |
| **H-4** | 2,702 | 7,33 |
| **Ti-réf** | 18,72 | 20,28 |
| **Ti-1** | 18,75 | 20,45 |
| **Ti-2** | 18,72 | 20,21 |
| **Ti-3** | 18,73 | 20,22 |
| **Ti-4** | 18,73 | 20,3 |
| **beta-réf** | 0,7702 | 0,9974 |
| **beta-1** | 0,6899 | 0,997 |
| **beta-2** | 0,8002 | 0,9976 |
| **beta-3** | 0,7788 | 0,9972 |
| **beta-4** | 0,7789 | 0,9974 |
| **sigma-réf** | 15,68 | 23,32 |
| **sigma-1** | 15,72 | 23,35 |
| **sigma-2** | 15,68 | 23,13 |
| **sigma-3** | 15,66 | 23,24 |
| **sigma-4** | 15,68 | 23,25 |

Les intervalles de crédibilité ne sont pas changés pour différentes valeurs des constantes (Tableau 4.16). L'analyse de sensibilité conduite suggère que les résultats obtenus ne sont pas dépendants du choix des constantes du modèle de COP.

Les analyses de sensibilité effectuées n'ont pas révélé de changement significatif dans les intervalles de crédibilité.

### 4.5 Test du modèle sur des courbes de charge déformées

Dans cette partie, on se place dans l'optique d'une modification de la courbe de charge thermosensible du à une pénétration beaucoup plus importante des PAC. On simule ainsi à partir de la courbe de charge actuelle une courbe de charge hypothétique qui pourrait correspondre à une situation future. Il s'agit donc d'une démarche prospective très simplifiée dont le seul but est de tester la robustesse de notre modèle par rapport à une évolution de la demande.

On suppose que :

$$Q_{ts((1-\beta)\%PAC)} = Q_{ts} \cdot (\beta + \frac{(1-\beta)}{COP}) \qquad \textbf{(4.16)}$$

On a testé le modèle avec trois différents β :

- β= 0.5 c'est-à-dire 50% de chauffage Joule et 50% de PAC
- β= 0.4 c'est-à-dire 40% de chauffage Joule et 60% de PAC
- β= 0.3 c'est-à-dire 30% de chauffage Joule et 70% de PAC

Les distributions a priori et a posteriori du paramètre β correspondantes à ces différentes valeurs sont données dans la figure ci-dessous.

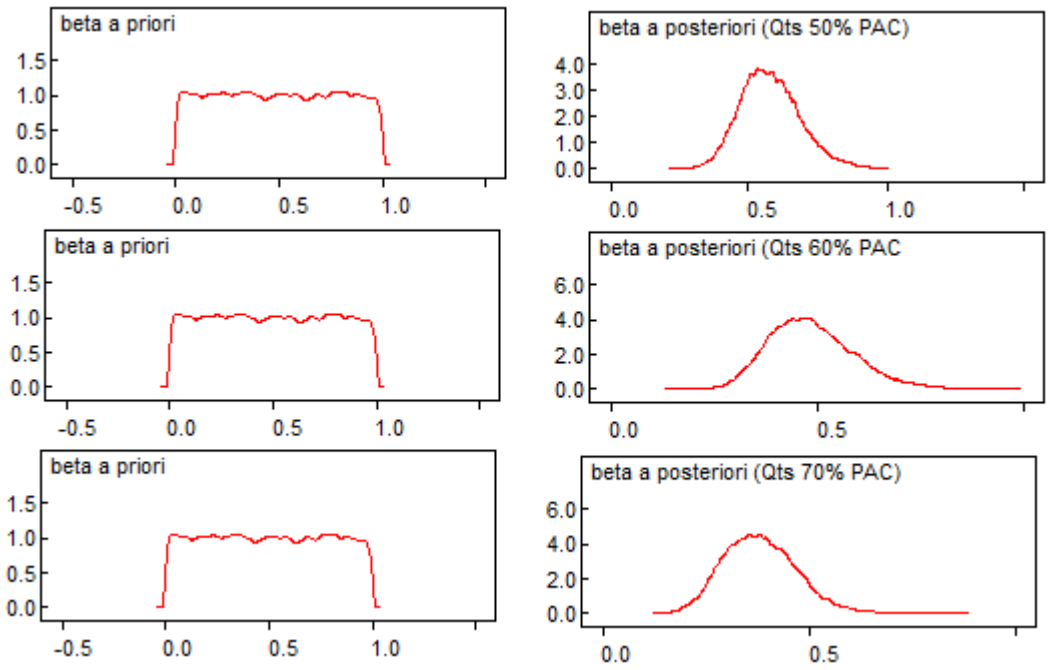



**Figure 4.24 :** Distribution a priori et a posteriori du paramètre β pour trois différentes valeurs.

Pour chaque cas, on observe que le modèle est capable de saisir la non-linéarité ajoutée aux données de la consommation avec une surestimation de 8% du paramètre β (Tableau 4.18). Les valeurs moyennes des distributions a posteriori des autres paramètres du modèle sont très similaires pour chacun de ces trois cas. Cela montre que les estimations du modèle sont cohérentes (le parc du bâtiment reste inchangé sauf la non-linéarité des usages change).

**Tableau 4.18 :** Statistiques descriptives des paramètres du modèle pour des courbes de charge modifiées avec 50%, 60% et 70% de pénétration de PAC.

| 50% PAC | Moyenne | Ecart-type | Erreur MC | 2,50% | Médiane | 97,50% |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **H** | 4,373 | 1,109 | 0,01181 | 2,241 | 4,362 | 6,594 |
| **K** | 33,89 | 3,005 | 0,09384 | 27,93 | 33,91 | 39,76 |
| **Ti** | 19,1 | 0,4612 | 0,01035 | 18,26 | 19,07 | 20,07 |
| **beta** | 0,5798 | 0,1081 | 0,003636 | 0,3897 | 0,572 | 0,8204 |
| **sigma** | 12,19 | 1,231 | 0,007989 | 10,09 | 12,09 | 14,87 |
| **60% PAC** | **Moyenne** | **Ecart-type** | **Erreur MC** | **2,50%** | **Médiane** | **97,50%** |
| **H** | 4,454 | 1,109 | 0,01161 | 2,295 | 4,443 | 6,658 |
| **K** | 33,42 | 3,056 | 0,09675 | 27,3 | 33,47 | 39,27 |
| **Ti** | 19,06 | 0,4742 | 0,0109 | 18,2 | 19,03 | 20,06 |
| **beta** | 0,4858 | 0,1024 | 0,003454 | 0,3134 | 0,4762 | 0,7162 |
| **sigma** | 10,93 | 1,113 | 0,007439 | 9,025 | 10,83 | 13,33 |
| **70% PAC** | **Moyenne** | **Ecart-type** | **Erreur MC** | **2,50%** | **Médiane** | **97,50%** |
| **H** | 4,464 | 1,087 | 0,01114 | 2,356 | 4,463 | 6,609 |
| **K** | 33,31 | 2,939 | 0,09166 | 27,53 | 33,34 | 39,05 |
| **Ti** | 19,02 | 0,4791 | 0,0119 | 18,15 | 18,99 | 20,03 |
| **beta** | 0,3815 | 0,08881 | 0,003015 | 0,2266 | 0,3761 | 0,5722 |
| **sigma** | 9,634 | 0,9826 | 0,00662 | 7,948 | 9,55 | 11,8 |

## 4.6 Validation des Modèles

Pour vérifier l'adéquation de l'ajustement du modèle aux données, nous avons effectué les analyses de validation croisée (CV). La validation croisée (cross-validation) est une méthode d'estimation de fiabilité d'un modèle fondé sur une technique d'échantillonnage. Le principe consiste à estimer le modèle sur une partie de l'échantillon puis à calculer l'erreur commise sur une autre partie de l'échantillon qui n'a pas participé à l'estimation des paramètres de ce modèle. Ce calcul est itéré sur plusieurs échantillons de validation afin d'améliorer en moyennant la précision. Différentes façons de constituer des échantillons de validation peuvent être

considérées. On a utilisé la validation croisée K-fold avec k=5. On divise k fois l'échantillon, puis on sélectionne un des k échantillons comme ensemble de validation et les (k-1) autres échantillons constitueront l'ensemble d'apprentissage. On calcule comme dans la première méthode l'erreur quadratique moyenne. Puis on répète l'opération en sélectionnant un autre échantillon de validation parmi les (k-1) échantillons qui n'ont pas encore été utilisés pour la validation du modèle. L'opération se répète ainsi k fois pour qu'en fin de compte chaque sous-échantillon ait été utilisé exactement une fois comme ensemble de validation. L'erreur est estimée en calculant un test, une mesure ou un score de performance du modèle sur l'échantillon de test, par exemple l'erreur quadratique moyenne. La moyenne des k erreurs quadratiques moyennes est enfin calculée pour estimer l'erreur de prédiction [178].

Pour l'étape de validation croisée, dans le cadre de nos études, des prédictions ont été obtenues pour le modèle calibré avec les données de 19h. On présente dans le Tableau 4.17 l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur quadratique moyenne en racine carré (RMSE) et l'erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE) des échantillons. La MAPE moyenne des échantillons est de 4,67%, ce qui montre que le modèle est valide.

**Tableau 4.19 :** Erreurs moyennes des échantillons de test.

| Modèle 2 | MSE | RMSE | MAPE |
|---|---|---|---|
| **test1** | 424,21 | 20,60 | 4,98% |
| **test2** | 640,96 | 25,32 | 5,84% |
| **test3** | 829,71 | 28,80 | 6,20% |
| **test4** | 215,53 | 14,68 | 2,62% |
| **test5** | 351,39 | 18,75 | 3,72% |
| **moyenne** | 492,36 | 21,63 | 4,67% |

Les données de 19h de l'hiver d'une année différente peuvent être utilisées pour une recalibration du modèle. De ce fait, toute l'information disponible serait utilisée pour renseigner les paramètres du modèle. Pour clore ce chapitre, les limites de ce modèle sont discutées et quelques voies d'amélioration prometteuses sont proposées.

## 4.7 Conclusion

L'effort de modélisation a surtout porté sur l'analyse de la part thermosensible de la consommation. L'objectif poursuivi est de développer un modèle pour la détermination des coefficients de déperdition de chaleur, la température intérieure et la part du chauffage linéaire et non-linéaire. L'accent est donc mis sur l'estimation de ces paramètres par un modèle simple plutôt que sur la construction de modèles complexes et spécifiques pour chaque usage. L'analyse permet d'obtenir la distribution *a posteriori* de toutes les inconnues du modèle. Ces distributions *a posteriori* décrivent l'incertitude de façon explicite.

Compte tenu du caractère convaincant de ces résultats, il nous semble que l'utilisation de l'identification bayésienne permet de dépasser le problème de la non-linéarité des usages lorsque les distributions *a priori* appropriées sont sélectionnées. On pense que le modèle est capable de déterminer la variation de la consommation liée aux caractéristiques du bâtiment, en présence d'usages thermiques non-linéaires. La détermination de la pénétration des pompes à chaleur par le modèle semble intéressante, même si elle reste à être validée par des études de terrain.

Les modèles restent simples et reposent sur des hypothèses simplificatrices fortes. Notamment, les gains gratuits, l'appoint électrique et les chauffe-eau sont ignorés alors qu'ils peuvent avoir une influence importante sur les estimations. Dans la perspective d'améliorer ce travail, chaque année pourrait faire l'objet d'une modélisation plus complexe et spécifique, tenant compte d'autres usages thermosensibles, d'autres variables climatiques comme l'ensoleillement en faisant la distinction entre le secteur résidentiel et le secteur tertiaire. L'utilisation de distributions *a priori* informatives basées sur des panels de mesure ou des données régionales augmentera la précision des modèles. On pourrait aussi utiliser les lois a posteriori trouvées pour une année en les supposant lois a priori pour l'année suivante. Les lois a posteriori d'une région pourraient être utilisées comme a priori pour une autre région. Une modélisation de la température intérieure plus adaptée pourrait aussi être proposée. L'aspect dynamique du parc de bâtiment (surface chauffée variable par exemple) n'est pas pris en compte dans le modèle. Afin de prendre en compte cette dépendance temporelle dans les variables, le modèle pourrait être traité comme un modèle dynamique.

# 5. CONCLUSION GENERALE

Dans ce dernier chapitre, on propose de revenir sur les principales contributions des applications présentées dans ce travail, d'en discuter les limites et de tracer les perspectives de recherche qui nous semblent les plus prometteuses.

## 5.1 Principales Contributions

L'étude de la thermosensibilité de la demande d'électricité doit permettre de mieux comprendre l'impact relatif des différents usages thermosensibles sur la demande agrégée. Ceci devient d'autant plus nécessaire que la part des usages de thermosensibilité non linéaire s'accroît, avec notamment l'augmentation des ventes de pompes à chaleur (PAC) et de climatiseurs. L'analyse des usages est également un moyen d'initier des améliorations des modèles existants de demande électrique agrégée, qu'ils soient explicatifs ou prédictifs.

Dans cette thèse, on a essayé de construire un cadre de modélisation qui puisse permettre d'expliciter une partie des phénomènes dont l'agrégation donne la part thermosensible de la demande agrégée. Comme il n'est pas possible de modéliser finement chaque poste de consommation, l'approche a consisté à développer un modèle hybride simplifié, en combinant physique et statistiques. En se basant sur la thermique du bâtiment et un modèle pseudo-physique de performance des PAC, on a constitué un modèle agrégé dont les paramètres ont été identifiés sur la part thermosensible de la demande réelle. On a ainsi pu tenir compte respectivement d'une description physique des usages et de la variation de la demande d'électricité réelle. Cette modélisation physico-statistique a été rendue possible par l'approche bayésienne. En outre, cette approche probabiliste a permis de tenir compte des incertitudes associées.

Les principales contributions de ce travail sont d'ordre méthodologique. A notre connaissance, la thermosensibilité non linéaire de la demande agrégée n'a pas fait

l'objet de recherches détaillées. Jusqu'à présent, aucune étude de la non linéarité des usages thermosensibles n'avait été entreprise en combinant l'approche bayésienne avec une équation physique décrivant la part thermosensible de la demande, en se basant sur la thermique du bâtiment. L'intérêt de notre approche est d'avoir proposé un modèle régressé sur la courbe de charge réelle qui soit facile d'interprétation en des termes physiques. Le modèle est aisément applicable à différentes échelles spatiales et d'autres usages que les PAC. Notre étude a permis de démontrer la faisabilité et la robustesse d'une telle démarche. Les paramètres estimés et leurs distributions ont un sens physique.

La prise en compte des incertitudes dans les inférences et dans les prédictions est un champ de recherche très actif dans le domaine de la prévision de consommation d'électricité. Les travaux proposés dans cette thèse apportent une contribution à ce champ de recherche. Les modèles bayésiens proposent ainsi un cadre de modélisation auquel les prévisionnistes peuvent se référer pour articuler leurs connaissances avec les données et prendre en compte les différentes sources d'incertitude.

Les différentes applications proposées dans cette thèse illustrent le potentiel des modèles bayésiens pour le traitement statistique des données en demande d'électricité. Le cadre de modélisation mis en œuvre dans cette thèse répond à la question de comment réaliser des inférences statistiques avec des modèles non-linéaires tenant compte de toutes les formes d'incertitudes. On peut conclure que l'approche bayésienne permet de développer des modèles simplifiés mais robustes d'analyse physique de phénomènes agrégés complexes.

## 5.2 Limites

Tout modèle est une simplification de la réalité et les simplifications induisent naturellement des limites qui doivent être discutées.

La première limite de notre étude concerne le choix des usages thermosensibles à modéliser. On a d'abord fait le choix de ne se focaliser que sur la pointe hivernale de consommation électrique. Les équipements de climatisation et de réfrigération qui impactent la pointe estivale n'ont donc pas été modélisés. Concernant les usages de chauffage, l'utilisation d'appoints électriques dans des logements sous-chauffés

pourrait augmenter la non-linéarité de la thermosensibilité de la demande à des températures extérieures faibles. Cependant, à cause d'un manque de données comportementales ainsi que de données statistiques sur le nombre de logements concernés, cet usage a été mis de côté. En effet, l'intégration de cet usage au modèle aurait nécessité de fournir des informations a priori afin que le calcul bayésien puisse correctement identifier les différents paramètres.

Une deuxième limite certaine de notre approche concerne les hypothèses de modélisation de la performance des PAC. Par manque de données sur le parc existant des PAC au niveau régional, les hypothèses de dimensionnement et de répartition des différents types de PAC risquent de ne pas refléter la situation existante. On ne sait pas à quel point la thermosensibilité du COP régional qui a été calculé diffère de la situation réelle. Toutefois, les analyses de sensibilité du modèle ont montré que les estimations des paramètres étaient relativement peu sensibles aux constantes de l'équation du COP régional. Ceci pourrait être dû au faible taux actuel de pénétration des PAC.

La formulation du modèle de thermosensibilité pourrait être améliorée, notamment en tenant compte de certaines variables climatiques qui influencent la demande de chauffage comme la radiation solaire.

Enfin, le choix des distributions a priori des paramètres doit être amélioré. Les inférences bayésiennes sont influencées par le choix des distributions a priori des paramètres. Bien que de nombreuses distributions non informatives aient été testées au cours de cette thèse, il serait préférable de paramétrer ces lois a priori à partir de connaissances préalablement obtenues par des analyses sectorielles. Des études de marché ou des enquêtes seraient ici utiles.

### 5.3 Perspectives

Plusieurs perspectives d'amélioration de ce travail sont prometteuses :

- Chaque année pourrait faire l'objet d'une modélisation plus complexe et spécifique, en tenant compte d'autres usages thermosensibles et d'autres variables climatiques telles que la radiation solaire.
- Plutôt que de régresser le modèle séparément pour chaque heure de la journée, la dépendance temporelle des paramètres pourrait être directement

intégrée dans la formulation du modèle en modélisant les paramètres par des séries temporelles. Le modèle serait alors régressé une seule fois sur tout le jeu de données et non plus heure par heure. On pourrait alors comparer les résultats à ceux obtenus par notre démarche.

- Les modèles bayésiens hiérarchiques tels que les réseaux bayésiens permettent de décomposer des hyperparamètres à l'aide de sous-modèles. Les paramètres de ces sous-modèles sont eux-mêmes ajustables par le calcul bayésien. Ceci permettrait d'obtenir une modélisation plus détaillée des différents usages thermosensibles. On pourrait par exemple tenir compte du taux de pénétration et d'utilisation des usages dans différents secteurs du bâtiment. Mais cela demanderait beaucoup plus de données pour définir les lois a priori de l'ensemble des paramètres considérés.

Les perspectives d'amélioration présentées ci-dessus ne sont envisageables qu'en s'appuyant sur des données supplémentaires. Il pourrait s'agir d'utiliser des données déjà disponibles mais également de réaliser des recherches complémentaires afin d'en recueillir de nouvelles. Il est aussi possible d'utiliser des connaissances « expert » donc subjectives par l'intermédiaire de lois a priori informatives. On pourrait aussi utiliser les lois a posteriori trouvées pour une année en les supposant lois a priori pour l'année suivante. Egalement, les lois a posteriori d'une région pourraient être utilisées comme a priori pour une autre région. Utiliser ces lois peut aider à réduire l'incertitude autour de l'estimation des paramètres du modèle. Cela peut aussi permettre d'introduire des phénomènes dont les paramètres ne peuvent être identifiés par la seule information apportée par les données.

## REFERENCES

## CHAPITRE 1


**[1] Le ministère de l'Ecologie, du Développement durable et de l'Energie**. La sureté du système électrique. URL : *http://www.developpement-durable.gouv.fr/La-surete-du-systeme-electrique.html*

**[2] Le ministère de l'Ecologie, du Développement durable et de l'Energie**. La sécurité du système électrique. URL : *http://www.developpement-durable.gouv.fr/IMG/pdf/17-la_securite_du_systeme_electrique.pdf*

**[3] Frachet, L.** (2013). Tarifs résidentiels pour la réduction de la consommation électrique : une évaluation expérimentale d'acceptation et d'impact. Thèse de doctorat, Université de Grenoble.

**[4] RTE** (2013). Actualisation du Bilan Prévisionnel de l'équilibre offre-demande d'électricité en France, Edition 2013. URL : *http://clients.rte-france.com/htm/fr/mediatheque/telecharge/bilan_actualisation_2013_v2.pdf*

**[5] Sénat**. Électricité : assumer les coûts et préparer la transition énergétique. URL : *http://www.senat.fr/rap/r11-667-1/r11-667-13.html*

**[6] Hahn, H., Meyer-Nieberg, S., Pickl, S.** (2009). Electric load forecasting methods: Tools for decision-making, European Journal of Operational Research, **199**, p. 902–907.

**[7] RTE**. Données publique RTE, téléchargeables sur le site de RTE. URL : *http://clients.rte-france.com/lang/fr/visiteurs/vie/telecharge.jsp*

**[8] RTE** (2011). Consommation Française d'Electricité, Caractéristiques et Méthode de Prévision. URL : *http://clients.rte-france.com/htm/fr/vie/telecharge/prev_conso_elec. Pdf*

**[9] Association Négawatt** (2009). La pointe électrique en France. URL : *http://www.negawatt.org/telechargement/PointeElec//nW%20Pointe%20elec%20Dossier%20de%20presse%20011209.pdf*

**[10] Au-delà des lignes**. Portrait de la consommation d'électricité française. URL : *http://www.audeladeslignes.com/portait-consommation-electricite-francaise-17113*

**[11] Bruhns, A., Deurveilher, G., Roy, J.** (2005). A non-linear regression model for mid-term load forecasting and improvements in seasonality, 15th PSCC, Liege, 22-26 August, Session 17, Paper 2.

**[12] Lagnoux, A.** (2011). Séries Chronologiques, Notes de cours, Université de Toulouse Le Mirail. URL :
*http://www.math.univ-toulouse.fr/~lagnoux/Poly_SC.pdf*

**[13] Munoz, A., Sanchez-Ubeda, E.F., Cruz, A., Marin, J.** (2010). Short-term Forecasting in Power Systems: A Guided Tour, Handbook of Power Systems II, Energy Systems, 129-160.

**[14] Weron, R.** (2006). Modeling and Forecasting Electricity Loads and Prices: A Statistical Approach. Chichester: Wiley.

**[15] Taylor, J.** (2008). An evaluation of methods for very short-term load forecasting using minute-by-minute British data. International Journal of Forecasting, **24**, p. 645−658.

**[16] Soares, L.J., Medeiros, M.C.** (2008). Modeling and forecasting short-term electricity load: a comparison of methods with an application to Brazilian data. Int.1 Forecast, **24**, p. 630-644.

**[17] Dordonnat, V., Koopman, S., Ooms, M., Dessertaine, A., Collet, J.** (2008). An hourly periodic state space model for modeling French national electricity load. International Journal of Forecasting, **24**, p. 566−587.

**[18] Cottet, R., Smith, M.** (2003). Bayesian modeling and forecasting of intraday electricity load. Journal of the American Statistical Association, **98**, p. 839−849.

**[19] Schneider, A., Takenawa, T., & Schiffiman, D.** (1985). 24-hour electric utility load forecasting. In D. Bunn & E. Farmer (Eds.), Comparative Models for Electrical Load Forecasting. Wiley.

**[20] Ramanathan, R., Engle, R. F., Granger, C., Vahid-Arahi, F., Brace, C.** (1997). Short-run forecasts of electricity loads and peaks. International Journal of Forecasting, **13**, p.161−174.

**[21] Taylor, I.W.** (2003). Short-term electricity demand forecasting using double seasonal exponential smoothing. J Oper Res Soc, **54**, p. 799-805.

**[22] Lefieux, V.** (2007). Modèles semi-paramétriques appliqués à la prévision des séries temporelles - Cas de la consommation d'électricité, Thèse de Doctorat, Université Rennes 2 – Haute Bretagne.

**[23] Hippert, H.S., Pedreira, C.E., Souza, R.C.** (2001). Neural Networks for Short-Term Load Forecasting: A Review and Evaluation. IEEE Transactions on Power Systems, **16**, p. 44–55.

**[24] Engle, R.F., Granger, C.W.J., Rice, J., Weiss, A.** (1986). Semiparametric estimates of the relation between weather and electricity sales. Journal of the American Statistical Association, **81**, p. 310–320.

**[24] Sailor, D.J., Munoz, J.R.** (1997). Sensitivity of electricity and natural gas consumption to climate in the USA - Methodology and results for eight states. Energy, **22(I0)**, p. 987-998.

**[26] Valor, E., Meneu, V., Caselles, V.** (2001). Daily Air Temperature and Electricity Load in Spain, Journal of Applied Meteorology and Climatology, **40**, p. 1413–1421.

**[27] Pardo, A., Meneu, V., Valor, E.** (2002). Temperature and seasonality influences on Spanish electricity load, Energy Economics, **24**, p.55-70.

**[28] Moral-Carcedo, J., Vicens-Otero, T.J.** (2005). Modelling the non-linear response of Spanish electricity demand to temperature variations, Energy Economics, **27**, p. 477– 494.

**[29] Cancelo, J., Espasa, A., Grafe, R.** (2008). Forecasting from one day to one week ahead for the Spanish system operator. International Journal of Forecasting, **24**, p. 588−602.

**[30] Henley, A., Peirson, J.** (1997). Non-linearities in Electricity Demand and Temperature: Parametric versus Non-parametric Methods, Oxford Bulletin of Economics & Statistics, **59**, p.149-62.

**[31] Smith, M.** (2000). Modeling and short-term forecasting of New South Wales electricity system load. Journal of Business and Economic Statistics, **18**, p.465−478.

**[32] Le Comte, D. M., Warren, H. E.** (1981). Modeling the impact of summer temperatures on national electricity consumption. Journal of Applied Meteorology, **20**, p.1415−1419.

**[33] RTE** (2013). Rapport d'accompagnement du projet de règles sur la mise en œuvre de l'obligation de capacité. URL :
*http://www.rte-france.com/uploads/media/pdf_zip/marche_capacite/Rapport_accompagnement_des_regles_mecanisme_de_capacite.pdf*

**[34] RTE** (2012). Bilan prévisionnel. URL :
*https://clients.rte-france.com/htm/fr/mediatheque/telecharge/bilan_complet_2012.pdf*

**[35] RTE** (2012). Vague de Froid 2012. URL :
*http://www.rte-france.com/uploads/media/pdf_zip/alaune/Rex_Vague_froid-2012.pdf*

**[36] RTE** (2011). Avec la contribution de Météo-France, RTE met à jour son référentiel national de températures. URL : *http://www.rte-france.com/fr/actualites-dossiers/a-la-une/avec-la-contribution-de-meteo-france-rte-met-a-jour-son-referentiel-national-de-temperatures*

**[37] WMO.** Climate Data and Data Related Products. URL: *https://www.wmo.int/pages/themes/climate/climate_data_and_products.php*

**[38] U.S. NOAA** (National Oceanic and Atmospheric Administration) National Weather Service. What is "Normal" Temperature?. URL: *www.wrh.noaa.gov/tfx/pdfs/NORMALS.pdf*

**[39] Febvre, B., Drozdowski, R.** (2013). Pointe électrique française : instruments de maîtrise, GrDF. URL : *http://conseils.xpair.com/actualite_experts/pointe-electrique-francaise.htm*

**[40] ADIT** (2012). Prospective énergétique : l'exemple de SWITCH, un modèle de planification du système électrique made in UC Berkeley, URL : *http://www.bulletins-electroniques.com/actualites/71765.htm*

**[41] Hyde, O., Hodnett, P.F.** (1997). An Adaptable Automated Procedure for Short-Term Electricity Load Forecasting. IEEE Transactions on Power Systems, **12**, p.84–93.

**[42] Charytoniuk, W., Chen, M.S., Van Olinda, P.** (1998). Nonparametric regression based short-term load forecasting. IEEE Transactions on Power Systems, **13 (3)**, p.725–730.

**[43] Al-Zayer, J., Al-Ibrahim, A.A.** (1996). Modeling the impact of temperature on electricity consumption in the Eastern Province of Saudi Arabia. Journal of Forecasting, **15**, p. 97–106.

**[44] Sailor, D.J**. (2001). Relating residential and commercial sector electricity loads to climate-evaluating state level sensitivities and vulnerabilities, Energy, 645–657.

**[45] Mirasgedis, S., Sarafidis, Y., Georgopouloua, E., Lalas, D.P., Moschovits, M., Karagiannis, F., Papakonstantinou, D.** (2006). Models for mid-term electricity demand forecasting incorporating weather influences, Energy, **31**, p. 208–227.

**[46] Madlener, R.** (1996). Economic Analysis of Residential Energy Demand: A Survey, Journal of Energy Literature, **2**, p.3-32.

**[47] Parti, M., Parti, C.** (1980); The Total and Appliance-Specific Conditional Demand for Electricity in the Household Sector; Bell Journal of Economics; **11(1)**, p. 309-321.

**[48] Blazquez, L., Boogen, N., Filippini, M.** (2013). Residential electricity demand for Spain: new empirical evidence using aggregated data, Energy Economics, **36**, p. 648–657.

**[49] De Cian, E., Roson, R., Lanzi, E.** (2007). The Impact of Temperature Change on Energy Demand: A Dynamic Panel Analysis. Working Papers, Department of Economics, University of Venice Ca' Foscari.

**[50] Beccali, M., Cellura, M., Brano, V., Marvuglia, A.** (2008). Short-term prediction of household electricity consumption: Assessing weather sensitivity in a Mediterranean area, Renewable and Sustainable Energy Reviews, **12**, p. 2040–2065.

**[51] Bessec, M., Fouquau, J.** (2008). The non-linear link between electricity consumption and temperature in Europe: A threshold panel approach. Energy Economics, **30**, p. 2705-2721.

**[52] Gupta, E.** (2012). Global warming and electricity demand in the rapidly growing city of Delhi: A semi-parametric variable coefficient approach, Energy Economics, **34**, p. 1407–1421.

**[53] Vandal, N.** (2005). La régression non paramétrique multidimensionnelle - Théorie et application à une étude portant sur la densité mammaire, Thèse de Mastère, Université de Naval, Québec.

**[54] Bisserier, A.** (2010). Une approche paramétrique de la régression linéaire floue - Formalisation par intervalles, Thèse de Doctorat, Université de Savoie.

**[55] Powell, J.L.** (1994). Estimation in semiparametric models, in The Handbook of Econometrics, **vol.4.** eds R.F. Engle and D.L. McFadden. North Holland.

**[56] Reichmuth** (2008). A Method for Deriving an Empirical Hourly Base Load Shape from Utility Hourly Total Load Records, ACEEE Summer 2008.

**[57] Antoniadis, A., Brossat, X., Cugliari, J., Poggi, J.** (2013). Une approche fonctionnelle pour la prévision non-paramétrique de la consommation d'électricité. URL : *http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00814530.*

**[58] Mounier, C.** (2009). Prise en considération de l'influence du vent sur la consommation d'électricité. Rapport de stage RTE.

**[59]** Consommation française d'électricité caractéristiques et méthode de prévision 2008. URL :
*http://www5.ac-lille.fr/~sphappli/IMG/pdf/methodologie_des_previsions_de_la_conssomation_electrique.pdf*

**[60] Swan, L.G., Ugursal V.I.** (2009). Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques, Renewable and Sustainable Energy Reviews, **13 (8)**, p. 1819-1835.

**[61] Chen, C.S., Wang, J.C., Kang, M.S., Hwang, J.C., Huang, C.W.** (2001). Temperature Sensitivity Analysis of System Power Profiles, IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, **vol. 2**, p. 854-859.

**[62] Hwang, J.C**. (2001). Assessment of air condition load management by load survey in Taipower, IEEE Transactions on Power Systems, **vol. 16**, No.4.

**[63] ERDF**. Profils ERDF. URL:
*http://www.erdf.fr/ERDF_Fournisseurs_Electricite_Responsables_Equilibre_Profils*

**[64] Capasso, A., Grattieri, W., Lamedica, R., Prudenzi, A.** (1994). A bottom-up approach to residential load modeling. IEEE Transactions on Power Systems, **9(2)**, p. 957–64.

**[65] Kavgic, M., Mavrogianni, A., Mumovic, D., Summerfield, A., Stevanovic, Z., Djurovic-Petrovic, M.** (2010). A review of bottom-up building stock models for energy consumption in the residential sector. Building and Environment, **45(7)**, p. 1683-1697.

**[66] Widen, J., Lundh M., Vassileva, I., Dahlquist, E., Ellegard, K., Wackelgard, E.** (2009). Constructing load profiles for household electricity and hot water from time-use data-Modelling approach and validation, Energy and Buildings, **41**, p. 753–768.

**[67] Yao R., Steemers K.** (2005). A method of formulating energy load profile for domestic buildings in the UK, Energy and Buildings, **37**, p. 663–671

**[68]Larsen B.M, Nesbakken R.** (2004). Household electricity end-use consumption: results from econometric and engineering models. Energy Economics, **26(2)**, p. 179-200.

**[69] Paatero, J.V., Lund, P.D.** (2006). A model for generating household electricity load profiles. International Journal of Energy Research, **30**, p. 273-290.

**[70] Richardson, I., Thomson, M., Infield, D., Clifford, C.** (2010). "Domestic Electricity Use : A High-Resolution Energy Demand Model." Energy & Buildings, **42 (10)**, p. 1878–1887.

**[71] Ramirez, L.** (2012). Etude Comparative des Outils de Modélisation pour la Prévision en Puissance à Long Terme, Rapport de stage, RTE.

**[72] Energie Demain**. Fiche Outil CharTer. URL :
*http://www.energies-demain.com/spip.php?article55*

**[73] Widen, J., Wackelgard, E.** (2010). "A High-Resolution Stochastic Model of Domestic Activity Patterns and Electricity Demand." Applied Energy, **87 (6)**, p. 1880–1892.

**[74] Chiou, Y.S., Carley, K. M., Davidson, C. I., Johnson, M. P., (**2011). A high spatial resolution residential energy model based on American Time Use Survey data and the bootstrap sampling method. Energy and Buildings, **43**, p. 3528-3538.

**[75] Lopez-Rodríguez, M. A., Santiago, I., Trillo-Montero, D., Torriti, J. and Moreno-Munoz, A**. (2013) Analysis and modeling of active occupancy of the residential sector in Spain: an indicator of residential electricity consumption. Energy Policy, **62**, p. 742-751.

**[76] Grandjean, A., Adnot, J., Binet, G.** (2012). A review and an analysis of the residential electric load curve models, Renewable and Sustainable Energy Reviews, **16 (9)**, p. 6539-6565.

**[77] Caves, D.W., Herriges, J.A., Train, K.E., Windle, R.** (1987).A Bayesian approach to combining conditional demand and engineering models of electricity usage. The Review of Economics and Statistics, **69(3)**, p. 438–48.

**[78] Swan, L.G., Ugursal, V.I.**, **Beausoleil-Morrison, I.** (2010). Occupant related household energy consumption in Canada: Estimation using a bottom-up neural network technique, Energy and Buildings, **43**, p. 326-337.

**[79] Giraudet, L., Guivarch, C.,Quirion, P**. (2012). Exploring the potential for energy conservation in French households through hybrid modeling, Energy Economics, **34**, Issue 2, p. 426–445.

**[80] Hourcade, J.C., Jaccard, M., Bataille, C., Ghersi, F.** (2006). Hybrid Modeling: New Answers to Old Challenges. The Energy Journal, **Special Issue 2** (Hybrid Modeling), 1-12.

**[81] Ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie (MEDDE)**. (2012). Rapport sur la production de gaz à effet de serre des systèmes de climatisation et leur impact sur l'écosystème et l'environnement, singulièrement dans les collectivités d'Outre-mer. URL :
*http://www.developpement-durable.gouv.fr/IMG/pdf/Rapport_clim_Art5_LG1_280811.pdf*

**[82] Association NegaWatt**, Données 2007

**[83] ERDF R&D.** (2008). Données Bâtiments France 2050 sans fossile. URL :
*http://chercheurs.edf.com/fichiers/fckeditor/Commun/Innovation/articles/BatimentsFrance2050sansfossilesV28web.xls*

**[84] Sidler, O.** (1995). Maîtrise de la Demande Electrique Campagne de Mesures par usage dans le secteur domestique. URL : *http://www.enertech.fr/pdf/54/consommation%20electromenager_1995.pdf*

**[85] RTE** (2012). Bilan Électrique de la région PACA. URL : *http://www.rte-france.com/uploads/media/pdf_zip/presse/dp2013/2013_03_28_DP_RTE_Sud_Est_Bilan_elect_PACA_2012.pdf*

**[86] Energies Demain**, Données Charter pour PACA achetées par RTE

**[87] RTE** (2011). Bilan Prévisionnel 2011. URL : *www.rte-france.com/uploads/Mediatheque_docs/vie_systeme/annuelles/bilan_previsionnel /bilan_complet_2011.pdf*

**[88] ADEME** (2010), La maîtrise de l'énergie dans les logements en PACA. URL : *http://oreca.regionpaca.fr/fileadmin/Documents/Etudes/situation_des_logements_2010/Maitrise_de_l_energie_dans_les_logements.pdf*

**[89] Réglementation Thermique 2012.** URL : *http://www.rt-batiment.fr/batiments-neufs/reglementation-thermique-2012/presentation.html*

**[90] RTE** (2009). Bilan Prévisionnel. URL : *http://www.rte-france.com/uploads/Mediatheque_docs/vie_systeme/annuelles/bilan_previsionnel/bilan_complet_2009.pdf*

**[91] Billaud, M., Goudy, G., Kitten, N., Vignal, G.**, New approaches developed by RTE on the French power system to face increasing peak load sensitivity to weather conditions, RTE.

**[92] Energies Demain**. Potentiel d'économies d'énergie des bâtiments de la région PACA. URL : *http://oreca.regionpaca.fr/fileadmin/Documents/Etudes/Economie_energie_batiments/Rapport_finalVFIN.pdf*

**[93] RT 2012**. Les données météorologiques RT 2012. URL : *http://www.rt-batiment.fr/batiments-neufs/reglementation-thermique-2012/donnees-meteorologiques.html*

**[94] Cabinet Olivier Sidler** (1997). Analyse et valorisation des campagnes de mesures sur les usages électriques dans le secteur résidentiel. URL : *http://www.enertech.fr/pdf/54/caracteristiques%20fonctionnement%20electromenager.pdf*

**[95] Zouari, S.,** (2013), Modeling the impact of French Electric Water Heater in Smart control Grid on the French electric load curves, Rapport de stage, Mines ParisTech.

**[96] ADEME**. Synthèse des résultats de la campagne d'évaluation de chauffe eau thermodynamiques en laboratoire, Travaux réalisés par le Costic avec

le soutien de l'ADEME et de la FFB (dans le cadre du PRDM) - à la demande de l'UECF. URL :
*http://www2.ademe.fr/servlet/getBin?name=8502528C57D5AABA11E1EC3DA6EA4638_tomcatlocal1319025322658.pdf.*

**[97] AFPAC (Association française pour les pompes à chaleur)**. Fonctionnement des PAC. URL :
*http://www.afpac.org/la-pompe-a-chaleur/comment-ca-marche*

**[98] Energie Facteur 4**. Pompe à Chaleur. URL :
*http://www.ef4.be/fr/pompes-a-chaleur/technique-generalites/*

**[99] Direction générale de l'énergie et du climat**. Programmation pluriannuelle des investissements de production de chaleur Période 2009 – 2020. URL :
*http://www.developpement-durable.gouv.fr/IMG/pdf/ppi_chaleur_2009.pdf .*

**[100] Rivière et al.** (2010) "Performance saisonnière des pompes à chaleur - PERSAPAC". Rapport technique final, ADEME/ARMINES.

**[101] Domotec** (2005). "Fondamentaux de la technique des pompes à chaleur". URL :
*http://cms.domotec.ch/wb_f/media/PDF/TBf/TBf_152.pdf.*

**[102] SéQuélec** (2014). Sécurité et Qualité dans l'utilisation de l'électricité. Fiches et guides SéQuélec: Fiche no.21 La pompe à chaleur. URL :
*http://www.erdf.fr/fiches_guides_SeQuelec_publiques.*

**[103] EN 15450:2** (2007). Systèmes de chauffage dans les bâtiments. Conception des systèmes de chauffage par pompe à chaleur.

**[104] NF EN 14511** (2008). Climatiseurs, groupes refroidisseurs de liquide et pompes à chaleur avec compresseur entraîné par moteur électrique pour le chauffage et la réfrigération des locaux.

**[105] EN 255** (1997). Climatiseurs, groupes refroidisseurs de liquide et pompes à chaleur avec compresseur entraîné par moteur électrique : Mode chauffage.

**[106] Rivière, P.** (2004). Performances saisonnières des groupes de production d'eau glacée. Thèse de Doctorat, Ecole des Mines de Paris.

**[107] Tran, C.T.** (2012). Méthodes de mesure in situ des performances annuelles des pompes à chaleur air/air résidentielles. Thèse de Doctorat, Ecole des Mines de Paris.

**[108] Energie+** (2014). La régulation de puissance des groupes frigorifiques. URL:
*http://www.energieplus-lesite.be/index.php?id=9885.*

**[109] Règles de l'Art Grenelle Environnement** (2013). Schématèque des pompes à chaleur en habitat individuel. URL :

*http://www.reglesdelart-grenelle-environnement/2012.fr/fileadmin/redacteurs/Regles_de_l_Art/Guides/Equipement_Technique/guide-rage-schematheque-pac-habitat-individuel-2013-10.pdf.*

**[110] Filliard, B.** (2009). Etude des possibilités de récupération de chaleur par voie thermodynamique pour la réhabilitation des maisons individuelles. Thèse de Doctorat, Ecole des Mines de Paris.

**[111] Fondation Bâtiment Energie** (2009). Programme ODMIR4: Outil d'aide à la Décision pour des Maisons Individuelles Réhabilitées facteur 4. Rapport volume 2: Briques technologiques et packs de solutions.

**[112] Grignon-Massé, L.** (2010). Développement d'une méthodologie d'analyse coût-bénéfice en vue d'évaluer le potentiel de réduction des impacts environnementaux liés au confort d'été : cas des climatiseurs individuels fixes en France métropolitaine. Thèse de doctorat - Mines ParisTech.

**[113] Rahhal, C.** (2006). Conception d'une pompe à chaleur air/eau à haute efficacité énergétique pour la réhabilitation d'installations de chauffage existantes. Thèse de Doctorat, Ecole des Mines de Paris.

**[114] RETScreen International**. Ground-Source Heat Pump Project Analysis, Minister of Natural Resources Canada 2001-2005. URL: *www.retscreen.net/download.php/ang/479/0/Textbook_GSHP.pdf.*

**[115] PREBAT, IZUBA énergies, Ecole des Mines de Paris, SOLARTE, INSA de Toulouse** (2007). Dimensionnement du puits climatique: Analyse, modélisation, validation d'un modèle de mulation dynamique pour les puits canadiens ou provençaux. Rapport final.

**[116] Mollard, C.** (2008), Consommations des usages électriques : prévisions à long terme, Mémoire de fin d'études ingénieur, Mines ParisTech.

**[117] Sepemo project**: SEasonal PErformance factor and MOnitoring for heat pump systems in the building sector (2012). URL: *http://www.sepemo.eu/*

**[118] PAC & Clim'info, AFPAC.** La climatisation – Les pompes à chaleur – Les chiffres du marché français de janvier à décembre 2010.

**[119] ADEME**, Bâtiment – Energie et Environnement – 2010, ADEME Collection chiffres clés.

**[120] EurObserv'ER** (2013). Baromètre Pompe à chaleur. URL : *http://www.energies-renouvelables.org/observ-er/stat_baro/observ/baro218.pdf*

**[121] TNS Sofres** (2011). Maîtrise de l'énergie - Bilan 2011 – Phase 1 Note de synthèse.

**[122] Amet, P., Gourdon, G., Guern, Y., Jules, R., Marguet, E., Mykieta, F**. (2008). Installer un chauffage ou un chauffe-eau solaire. Eyrolles.

**[123] Méthode 3CL-DPE v1.3.** URL : *http://www.rt-batiment.fr/fileadmin/documents/RT_existant/DPE/DPE_outils/Annexe_methode_de_calcul_3CL-DPE_V1.3.pdf*

**[124] EN 12831** (2003). Systèmes de chauffage dans les bâtiments – méthode de calcul des déperditions calorifiques de base.

**[125] Sidler, O.** (2007). Renovation a basse consommation d'energie des logements EN France Projet « RENAISSANCE » Programme européen CONCERTO.

**[126] Sidler, O**. (2013). La ventilation des bâtiments, Mutuelle des Architectes Français assurances.

**[127] La Cellule Économique Régionale de la Construction de Provence-Alpes-Côte d'Azur CERCPACA** (2011) Tableau de bord de la construction durable en Provence-Alpes-Côte d'Azur.

**[128] CEREN**. (2008). Secteur résidentiel - Suivi du parc et des consommations d'énergie.

**[129] INSEE** (2009). Le logement en Provence-Alpes-Côte d'Azur, rapport d'étude.

**[130] Institut Wallon asbl** (1997). Le réglage des courbes de chauffe. Étude réalisée pour le Ministère de la Région wallonne.

**[131] Molcrette, V.F.A., Autier, V**.(2011). Calcul simplifié des Besoins Thermiques d'une habitation. Note de cours Année 2011-2012. Faculté des Sciences Appliquées – Béthune - Université d'Artois.

**[132] EN 14825** Novembre 2013, Climatiseurs, groupes refroidisseurs de liquide et pompes à chaleur avec compresseur entraîné par moteur électrique pour le chauffage et la réfrigération des locaux - Essais et détermination des caractéristiques à charge partielle et calcul de performance saisonnière.

**[133] WPZ Wärmepumpen-Testzentrum**. (2010). Test results of air to water heat pumps based on EN14511. URL : *www.ntb.ch/fileadmin/Institute/IES/pdf/PruefResLW110620_Eng.pdf*

**[134] Sustainable Industrial Policy – Building on the Ecodesign Directive** (2012). Energy-Using Product Group Analysis/2 , Lot 6: Air-conditioning and ventilation systems, Final report of Task 4.

**[135] Riviere, P.** (2007). EcoDesign European Project. Preparatory study on the environnemental performance of residential room air conditioning appliance (airco and ventilation). Technical analysis of existing products. Draft report of Task 4 (V4).

**[136] Roy, P., Porcher, R.** (2011). Statistiques bayésiennes: Méthodes biostatistiques appliquées à la recherche clinique en cancérologie Par Andrew Kramar et Simone Mathoulin-Pélissier.

**[137] Rivot, E.** (2003). Investigations Bayésiennes De La Dynamique Des Populations De Saumon Atlantique, Thèse De Doctorat, L'école Nationale Supérieure Agronomique De Rennes.

**[138] Lecoutre, B.** (2006) Tutoriel: L'inférence bayésienne pour l'analyse des données expérimentales. La Revue de Modulad, 35, 130-219. URL : *http://www.modulad.fr/archives/numero-35/Tutoriel-lecoutre-35/Lecoutre-35.pdf*

**[139] Kruschke, J. K.** (2011). Doing Bayesian data analysis: A tutorial with R and BUGS. Burlington, MA: Academic Press/ Elsevier.Kruschke, J. K. (2013), Doing Bayesian Data Analysis. URL: *http://doingbayesiandataanalysis.blogspot.fr/2013/12/icons-for-essence-of-bayesian-and.html*

**[140] Naïm, P., Wuillemin, P.H., Leray, P., Pourret, O., Becker, A**. (2007). Réseaux bayésiens, 3e Edition, Eyrolles.

**[141] Lecoutre, B.** (1997/2005), Et si vous étiez un bayésien "qui s'ignore"?, La Revue de Modulad, 18, 81-87, Réédition (complétée): La Revue de Modulad, **32**, p. 92-105. URL : *http://lmrs.univ-rouen.fr/Persopage/Lecoutre/telechargements/Lecoutre_B-EtSiVousEtiezUnBayesien.pdf*

**[142] Lecoutre, B.** (2005), Former les étudiants et les chercheurs aux méthodes bayésiennes pour l'analyse des données expérimentales. La Revue de Modulad, **33**, p. 85-107. URL : *https://www.rocq.inria.fr/axis/modulad/archives/numero-33/lecoutre-33/lecoutre-33.pdf*

**[143] Rouanet, H., Lecoutre, B., Bernard, J.-M.** (1986), L'inférence fiducio-bayésienne comme méthode d'analyse de données: Un exemple d'application à des données psychométriques. Statistique et Analyse des Données, **11**, p. 58-74. URL : *http://archive.numdam.org/ARCHIVE/SAD/SAD_1986__11_2/SAD_1986__11_2_58_0/SAD_1986__11_2_58_0.pdf*

**[144] Jeffreys, H.** (1961). Theory of Probability, 3rd ed. Oxford Classic Texts in the Physical Sciences. Oxford Univ. Press,Oxford.

**[145] Efron, B**. (1986). Why isn't everyone a Bayesian? The American Statistician, **40 (1)**, p. 1-5.

**[146] Hubele, N.F., Bafail**, **A.O.** (1991). A multiprocess Bayesian model for electric load forecasting, Applied Mathematical Modelling , **15(9)**, p. 489-492.

**[147] Cottet, R., Smith, M.** (2003). Bayesian modeling and forecasting of intraday electricity load. Journal of the American Statistical Association, **98(464)**, p. 839–849.

**[148] Xiao, N., Zarnikau, J., Damien, P.** (2007). Testing functional Forms in Energy Modeling: An Application of the Bayesian Approach to U.S. Electricity Demand. Energy Economics, **29**, p. 158-166.

**[149] Choudhary, R.** (2012). Energy Analysis of the Non-Domestic Building Stock of Greater London, Building and Environment, **51**, p. 243-254.

**[150] Launay, T**. (2013). Méthodes bayésiennes pour la prévision de consommation d'électricité, Thèse de doctorat, Université de Nantes Faculté des Sciences et Techniques.

**[151] Gautier, E., Houdré, E**. (2004). Approche multivariée de l'estimation des inegalités dans l'enquête patrimoine, Direction des Statistiques Démographiques et Sociales, INSEE. URL : *http://www.crest.fr/ckfinder/userfiles/files/Pageperso/gautier/articles/part5.pdf*

**[152] Gelman, A., Carlin, J.B., Stern, H.S., Rubin, D.B**. (2004). Bayesian Data Analysis. Second ed.CRC/Chapman & Hall, Boca Raton, FL.

**[153] Brochot, C.** (2004). Paramétrisation des modèles physiologiques toxico / pharmacocinétiques, Thèse de doctorat, Université de Paris 6.

**[154] Dupuis, J.** Polycopies de cours Statistique bayésienne et algorithmes MCMC, Laboratoire de Statistique et Probabilités, Université Paul Sabatier. URL : *http://www.math.univ-toulouse.fr/~dupuis/*

**[155] Dobigeon, N.** (2007). Modèles bayésiens hiérarchiques pour le traitement multi-capteur, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse.

**[156] Zhu, Q.Y.** (1991). Modèles bayésiens et application à l'estimation des caractéristiques de produits finis et au contrôle de la qualité, Thèse de Doctorat, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées.

**[157] Peyret, T.** (2007). Évaluation de la variabilité interindividuelle de la toxicocinétique de composés organiques volatils chez l'humain, Thèse de Maîtrise ès sciences (M.sc.) Université de Montréal.

**[158] Robert, C., Casella, G.** (2004). Monte Carlo Statistical Methods. 2nd ed. Springer-Verlag, New York.

**[159] Marin, J.-M., Robert, C.P.** (2007). Bayesian Core: A Practical Approach to Computational Bayesian Statistics, Springer-Verlag, New York.

**[160] Marin, J.M., Robert, C.P.** (2009). Les bases de la statistique bayésienne, Techniques de l'Ingénieur. AF 605.

**[161] Dodge,Y., Melfi, G.** (2008). Premiers pas en simulation, Springer.

**[162] Casella, G., George, E.I**. (1992). Explaining the Gibbs Sampler The American Statistician, **46 (3)**, p. 167-174.

**[163] Smith, A.F.M., Roberts, G.O.** (1993). Bayesian computation via the Gibbs sampler and related Markov Chain Monte Carlo Methods, Journal of the Royal Statistical Society, **Series B, 55**, p. 3–24.

**[164] Delsuc, F., Douzery, E.J.P.** (2004). Les méthodes probabilistes en phylogénie moléculaire (2) L'approche bayésienne, Biosystema, **22**, p. 75-86.

**[165] Gelman, A., Rubin, D. B**. (1992). Inference from iterative simulation using multiple sequences. Statistical Science, **7 (4)**, p. 457-472.

**[166] Brooks, S. P., Gelman, A.** (1998). Alternative methods for monitoring convergence of iterative simulations. Journal of Computational and Graphical Statistics, **7**, p. 434-455.

**[167] Ancelet, S**. (2008). Exploiter l'approche hiérarchique bayésienne pour la modélisation statistique de structures spatiales, Thèse de Doctorat, Agro Paris Tech - L'Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l'Environnement.

**[168] Hammann, S.** (2012). Programmation de modèles hiérarchiques et mixtes sous WinBUGS, Rapport de stage de Master 1, UFR de Mathematiques et d'Informatiques, Université de Strasbourg.

**[169] Dragon, A.** (2008). Influence des structures tourbillonnaires méso échelle sur le comportement alimentaire des éléphants de mer austraux , Rapport de stage de Master 2, Centre d'Etudes Biologiques de Chizé, CNRS.

**[170] Gelman, A., Hill, J.** (2006). Data Analysis Using Regression and Multilevel/ Hierarchical Models, Cambridge: Cambridge University Press.

**[171] Jackman, S.** (2009). Bayesian Analysis for the Social Sciences, Wiley.

**[172] Weiss, J.** (2010). Notes de cours Statistical Methods in Ecology, University of North Carolina. URL:
*http://www.unc.edu/courses/2010fall/ecol/563/001/docs/lectures/lecture14.htm*

**[173] Métadier, M.** (2011). Traitement et analyse de séries chronologiques continues de turbidité pour la formulation et le test de modèles des

rejets urbains par temps de pluie, Thèse de Doctorat, L'institut national des sciences appliquées de Lyon.

**[174] Praet, N., Dorny, P., Saegerman, C., Marcotty, T., Berkvens, D**. (2006). Estimation de la prévalence d'une maladie et des caractéristiques des tests diagnostiques par une approche bayésienne , Epidémiol. et santé anim., **49**, p. 113-130.

**[175] Praet, N**. (2006). Etude d'un modèle statistique bayésien intégrant les résultats de tests multiples pour le diagnostic de la cysticercose porcine, Thèse de M.Sc., Institut de Médecine Tropicale Prince Léopold, Belgique.

**[176] ADEME-COSTIC**. (1999). Utilisation rationnelle de l'énergie dans le bâtiment- guide d'audit énergétique 1999, chapitre 6: chauffage.

**[177] Franca, L. R.** (2009). Statistique Bayésienne - Eléments de Culture Generale, Inserm, Institut National de la Santé et de la Recherche Médicale, Présentation powerpoint téléchargée sur le site de Christophe Genolini (Maître de Conférences en Biostatistique et Informatique,Université de Paris Ouest - Nanterre). URL : *http://christophe.genolini.free.fr/recherche/aTelecharger/Bayes.pdf*

**[178] Desmontsa, C., Bara, R., Hamzaa, M., Chourabib, I., Fayec, P**. (2013). Sélection de variables statistiquement représentatives pour la production électrique photovoltaïque, Semaine d'Etude Maths–Entreprises, 11–15 février 2013, Ecole des Mines de Nancy. URL : *http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/83/34/10/PDF/SEME005-2013-02-D.pdf*

## ANNEXE A : UNE METHODE EMPIRIQUE « METHODE MIN » POUR L'EXTRACTION DE LA PART THERMOSENSIBLE

Cette annexe est citée dans la partie « 2.3.1.1 Revue sur les modèles existants » sur l'estimation de la part thermosensible par l'approche top-down. On propose ici une « Méthode Min » qui peut être utilisé pour extraire la part non-thermosensible et la part thermosensible. C'est une méthode qui peut être appliquée à n'importe quelle courbe de charge à une échelle spatiale agrégée. Elle nécessite seulement des données de consommation d'électricité et des données de la température extérieure correspondante.

### A.1 Description de la Méthode « Min »

On introduit une méthode simple pour extraire d'abord la partie régulière ($Q_{reg}$) à partir de la courbe de charge globale ($Q_{total}$) et ensuite la partie thermosensible ($Q_{ts}$).

$$Q_{total} = Q_{reg} + Q_{ts} \quad \textbf{(A.1)}$$

On propose dans un premier temps d'identifier les périodes pour lesquelles il n'y a pas de besoin de chauffage ni de climatisation afin de déterminer la partie régulière de la consommation d'électricité, puis d'estimer la partie sensible à la température en extrapolant la partie régulière. On a adopté cette approche afin d'utiliser plus tard la partie thermosensible de la consommation pour tester les méthodes d'identification de la non-linéarité de la consommation.

Reichmuth (2008) [50] a proposé une méthode similaire pour estimer la part régulière de la consommation électrique et ensuite déterminer les courbes de chauffage et de climatisation à partir des charges totales horaires. Il a défini la charge minimale comme la charge minimale de chaque heure de la journée pour les mois de mars, avril, septembre et octobre. Il a supposé que la demande d'électricité n'est pas très sensible à la température pendant ces mois. Dans le cas où il n'y a pas un seul mois qui a la charge la plus faible pour toutes les heures, il a assemblé les charges les plus faibles pour chaque heure entre ces quatre mois afin de générer une journée

représentative de la part régulière. Dans son analyse, tous les jours sont confondus, il n'y a pas de distinction entre les jours ouvrables, fériés etc.

Notre approche est plus détaillée. Pour obtenir la partie saisonnière de la consommation, on suppose que la consommation d'électricité est pratiquement non-sensible à la température lorsque la température varie entre 17 ° C et 20 ° C du fait qu'il n'y a pas (ou très peu) de demande pour le chauffage ou la climatisation. Pour chaque heure de chaque type de jour (du lundi au dimanche) dans une année, la consommation d'électricité minimale dans cet intervalle de température est déterminée. Les jours fériés et les jours EJP sont exclus. Une consommation horaire minimale pour une semaine est calculée au cours de cette période en juxtaposant les valeurs minimales obtenues (Figure A.1).

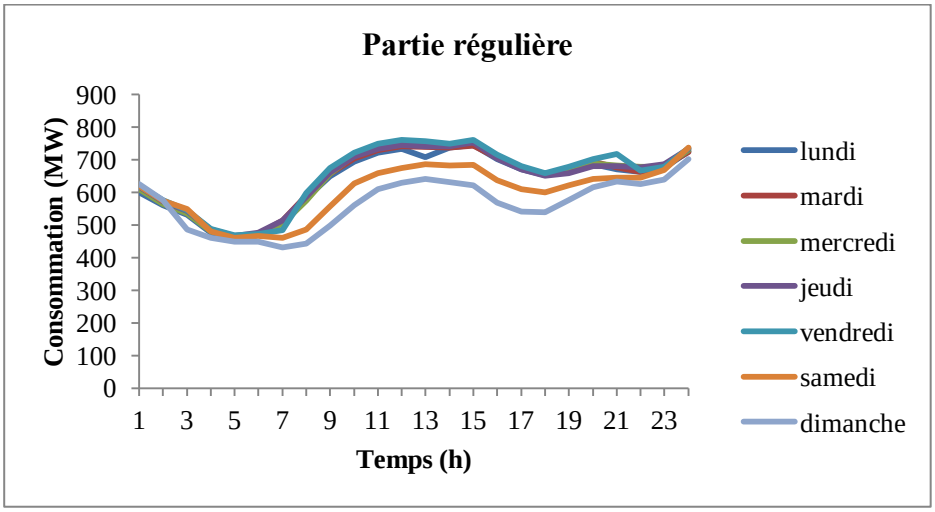



**Figure A.1 :** Consommation horaire minimale pour une semaine

On suppose que la charge minimale d'une heure spécifique n'est pas un hasard et que le comportement d'un grand nombre de clients est répétitif. Pour une heure donnée, il est plus probable qu'il y ait une charge plus importante à cause d'un événement météorologique, mais il est peu probable que le comportement d'un grand nombre de clients change brusquement sans raison.

Ensuite, on fait l'hypothèse que cette semaine type représente la consommation d'électricité régulière tout au long de l'année. La différence entre les valeurs réalisées de la consommation et cette partie régulière donne la partie sensible aux conditions météorologiques de la consommation tout au long de l'année (Figure A.2).

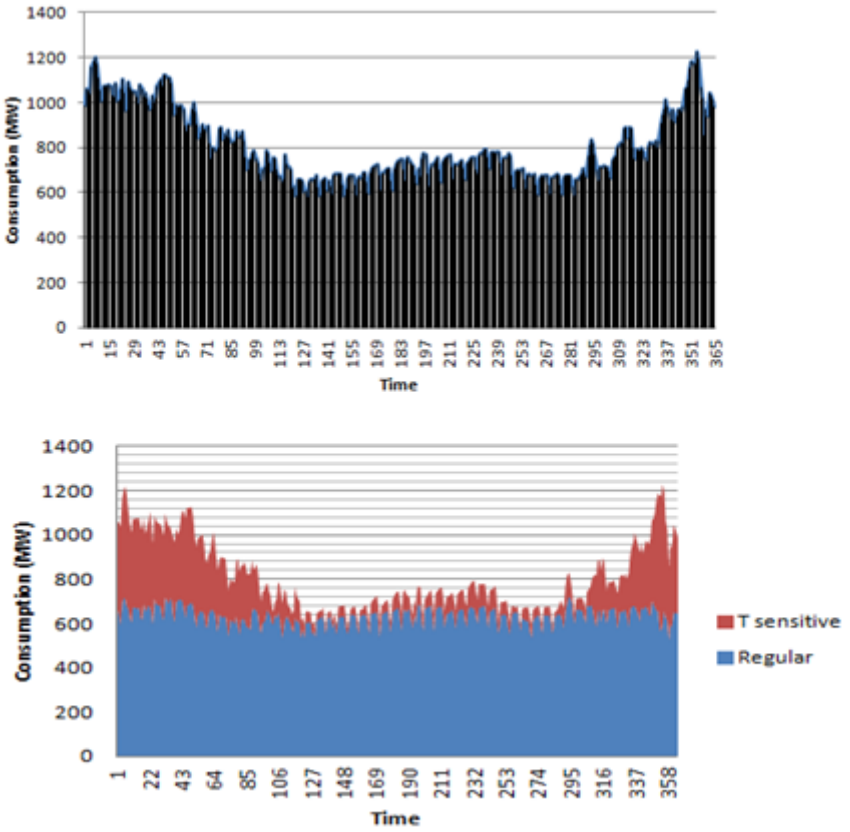



**Figure A.2:** Extraction de la partie thermosensible de la consommation avec la Méthode Min

L'hypothèse des charges minimales qui représentent la consommation d'électricité régulière tout au long de l'année est partiellement validée par la similitude des courbes de charge horaire minimum des trois mois de mi-saison (mai, septembre, octobre) où les températures sont clémentes (Figure A.3).

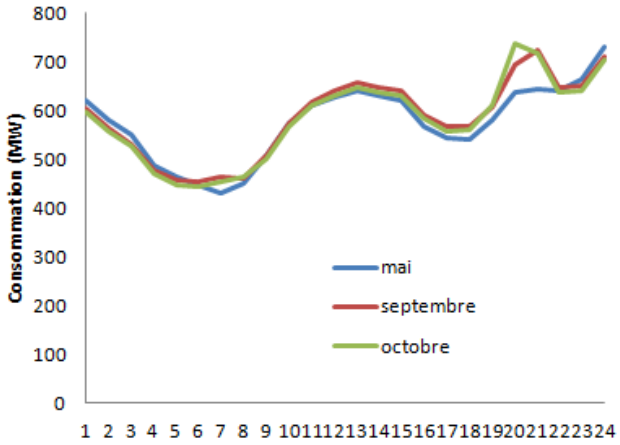



**Figure A.3 :** Courbes de charge horaire minimum des trois mois de mi-saison

## A.2 Comparaison de la Part Thermosensible Obtenue par la « Méthode Min » et par CHARTER

Afin d'évaluer la Méthode Min, on a comparé ses résultats avec les résultats d'un modèle bottom-up CHARTER (cf. 3.2.1). On a utilisé les données de CHARTER achetées par RTE pour les départements des Alpes-Maritimes de l'année 2009. La partie thermosensible de la consommation ($Q_{ts}$) de CHARTER obtenue par la différence entre la consommation réalisée ($Q_{total}$) et l'empilement des profils des usages non-thermosensible ($Q_{nts}$) pour différentes typologies d'usagers pour les ouvrables de l'hiver 2008-2009 (Figure A.4).

$$Q_{ts}(CHARTER) = Q_{total} - Q_{nts}(CHARTER)$$

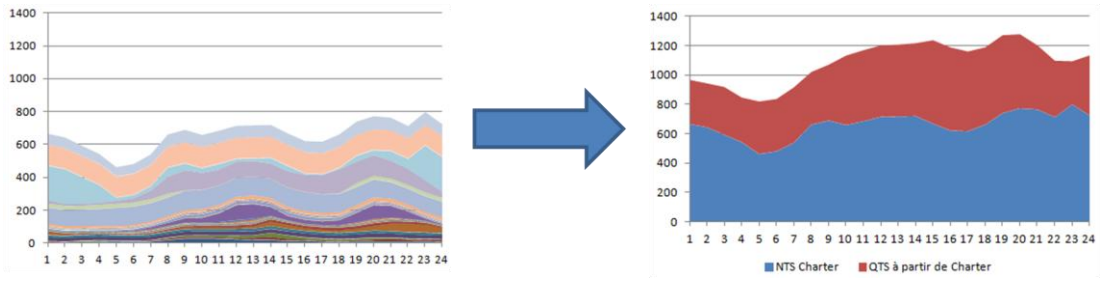



**Figure A.4 :** Empilement des profils des usages non-thermosensible (Qnts) de CHARTER et l'extraction de la part thermosensible (Qts)

Dans les graphes ci-dessous, on représente les parties thermosensibles de la consommation ($Q_{ts}$) obtenues par la Méthode Min et à partir de CHARTER pour 06h et 23h des jours ouvrables (54 jours) de l'hiver 2008-2009 pour le département des Alpes-Maritimes. Ces graphes correspondent aux heures où les écarts entre Qts-Min et Qts-CHARTER sont minimaux et maximaux. Les graphes pour toutes les heures sont donnés dans la partie A.3. On observe que La Méthode Min surestime la part thermosensible de 1h à 9h du matin. Elle commence à sous-estimer à partir de 10h jusqu'à 17h. Elle surestime également entre 19h et 23h. Malgré une différence plus importante pour certaines heures, deux courbes ont une forme très similaire pour chaque heure.

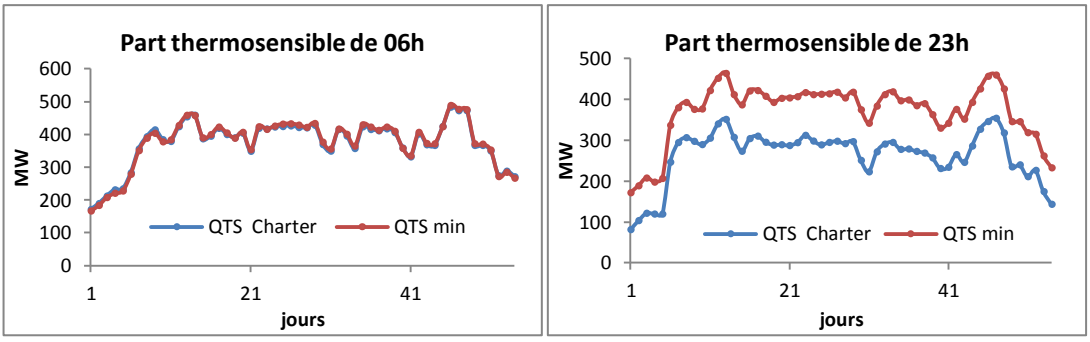



**Figure A.5 :** Ecarts minimaux et maximaux entre Qts-Min et Qts-CHARTER

Deux indicateurs sont calculés pour estimer l'exactitude de la Méthode Min. On a utilisé la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) comme les mesures d'erreur afin de déterminer les écarts entre la part thermosensible de la Méthode Min et celle de CHARTER.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(A_i - F_i)^2}{n}} \qquad \textbf{(A.2)}$$

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{A_i - F_i}{A_i}\right| \qquad \textbf{(A.3)}$$

$A_i$ *Valeur actuelle (Qts CHARTER)*

$F_i$ *Valeur prévue (Qts MIN)*

$n$ *nombre d'observation*

RMSE permet de savoir la magnitude de l'erreur, elle est exprimée dans les mêmes unités que les valeurs actuelles (donc dans notre cas en MW). MAPE est une mesure de la variation de la série dépendante (Qts CHARTER) par rapport au niveau prévu par le modèle (Méthode Min).

On a calculé les erreurs de la Méthode Min par rapport à CHARTER pour chaque heure (Tableau A.1). Les écarts sont plus petits plutôt pour les heures du matin (5h, 6h, 9h) et plus élevés pour les heures d'après-midi (15h, 16h). La MAPE minimale et la MAPE maximale sont de l'ordre de 1.3% à 06h et de 43.3% à 23h respectivement.

**Tableau A.1 :** RMSE et MAPE de la Méthode Min par rapport à CHARTER.

| | RMSE | MAPE |
|---|---|---|
| **01h** | 43,2 | 12,8% |
| **02h** | 64,5 | 20,8% |
| **03h** | 44,1 | 12,9% |
| **04h** | 52,3 | 16,8% |
| **05h** | 10,1 | 2,6% |
| **06h** | 5,0 | 1,3% |
| **07h** | 30,5 | 7,0% |
| **08h** | 61,6 | 15,8% |
| **09h** | 22,9 | 5,3% |
| **10h** | 61,6 | 14,4% |
| **11h** | 59,4 | 14,9% |
| **12h** | 41,0 | 11,0% |
| **13h** | 34,3 | 9,2% |
| **14h** | 31,8 | 9,5% |
| **15h** | 94,4 | 24,1% |
| **16h** | 95,7 | 24,3% |
| **17h** | 67,8 | 17,3% |
| **18h** | 18,7 | 3,7% |
| **19h** | 57,2 | 11,6% |
| **20h** | 73,7 | 16,2% |
| **21h** | 71,5 | 17,7% |
| **22h** | 35,5 | 9,9% |
| **23h** | 106,9 | 43,3% |
| **24h** | 21,9 | 5,3% |

Dans la graphique ci-dessous, la part thermosensible moyenne journalière de 54 jours obtenue par CHARTER et la part thermosensible obtenue par la Méthode Min pour les Alpes-Maritimes sont tracées.

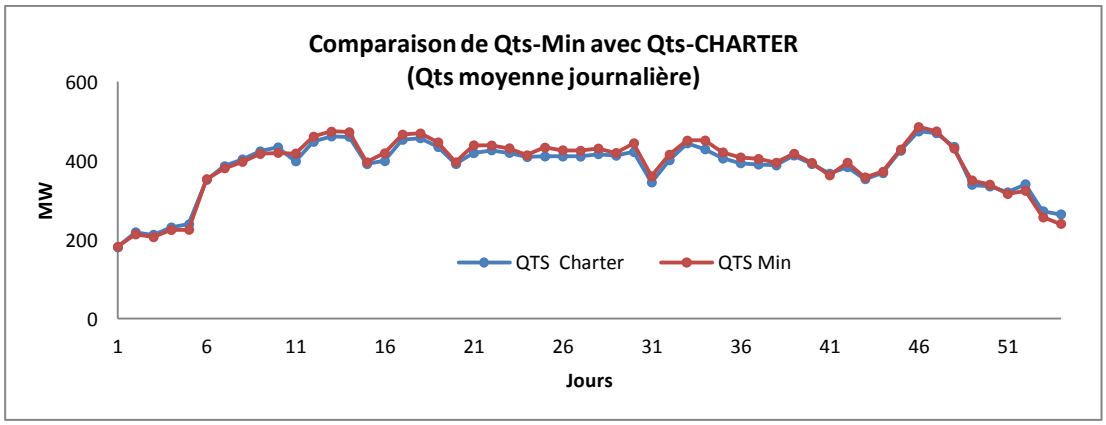
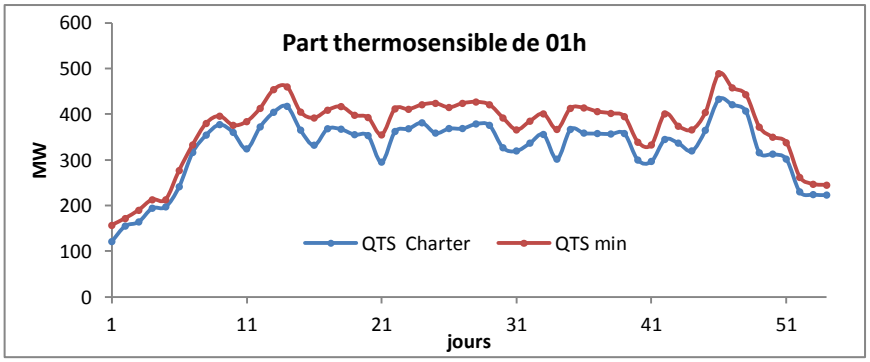
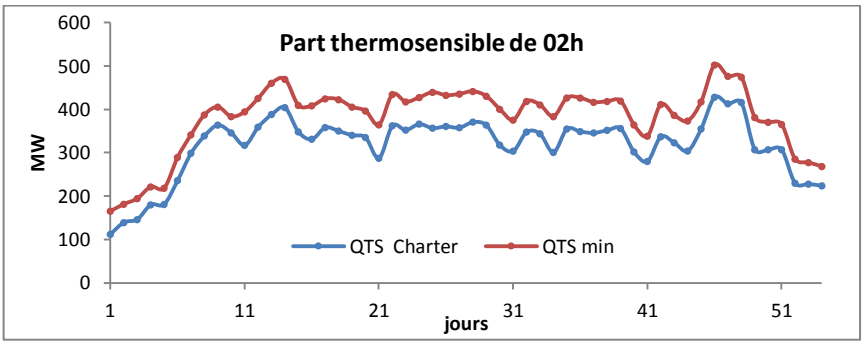


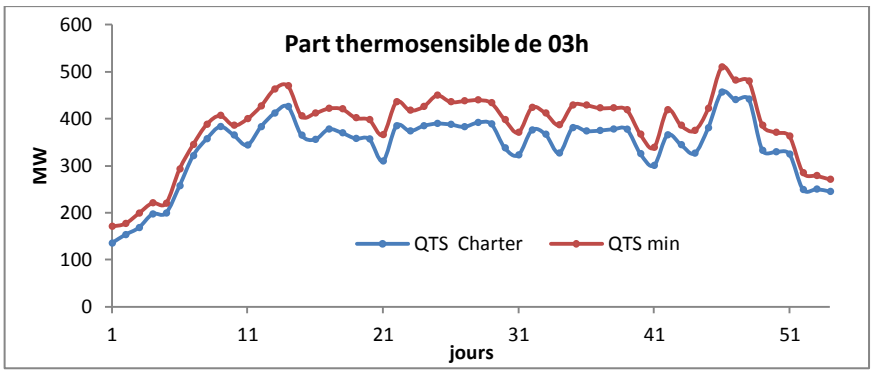

**Figure A.6 :** Comparaison de la part thermosensible (Qts) journalière obtenue par la Méthode Min et à partir de CHARTER

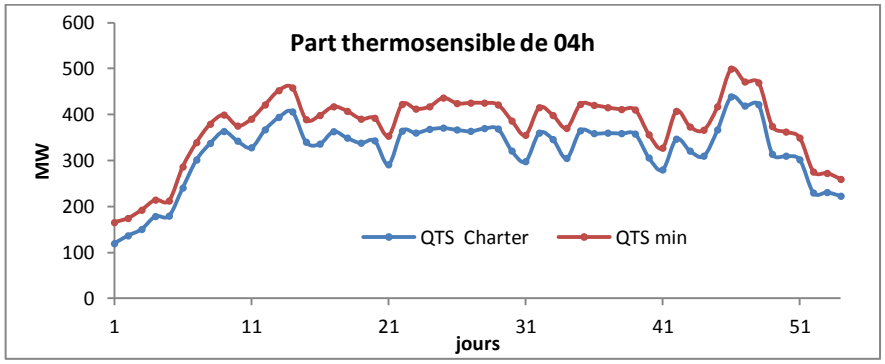
Pour l'analyse journalière, on a trouvé une RMSE égale à 12 MW et une MAPE égale à 2.8% qui montre que l'écart entre Qts-Min et Qts-CHARTER est assez petit au niveau journalier.

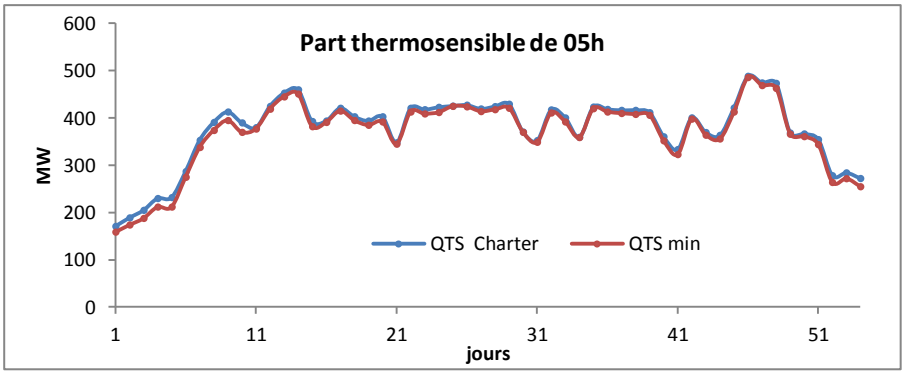
### A.3 Comparaison des Parts Thermosensibles pour Chacune des 24 Heures

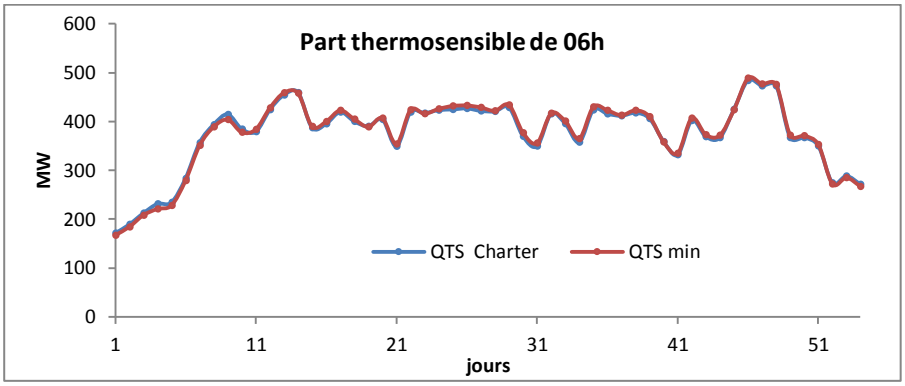


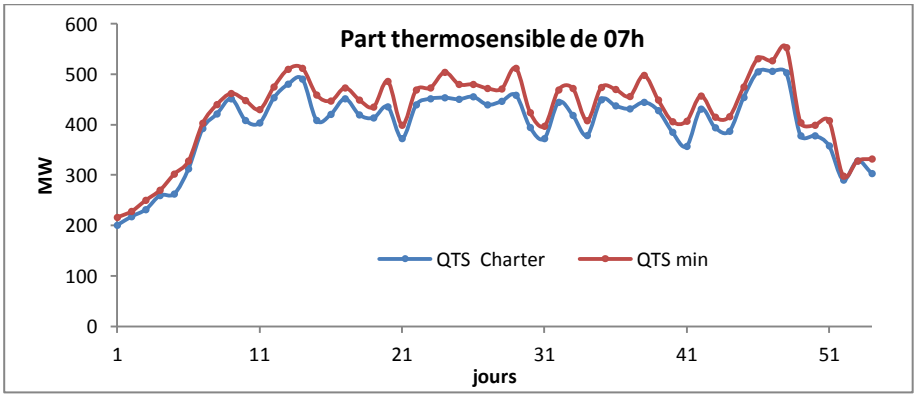



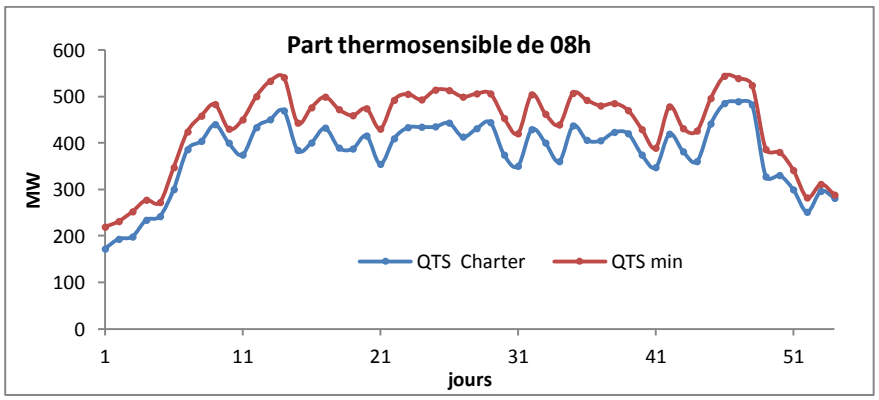



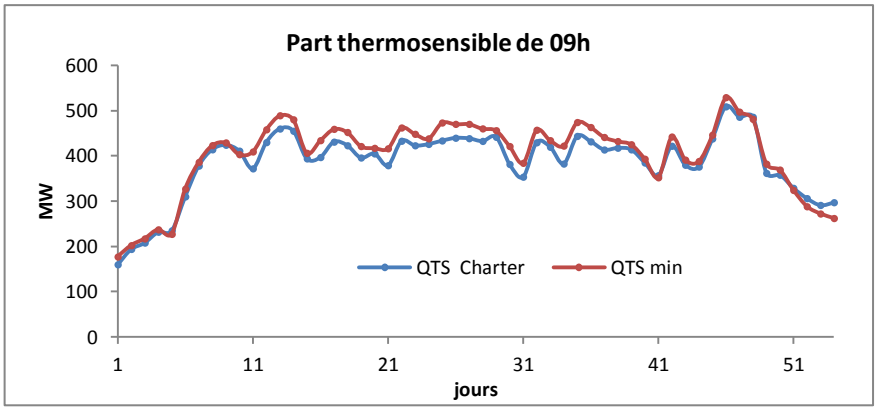



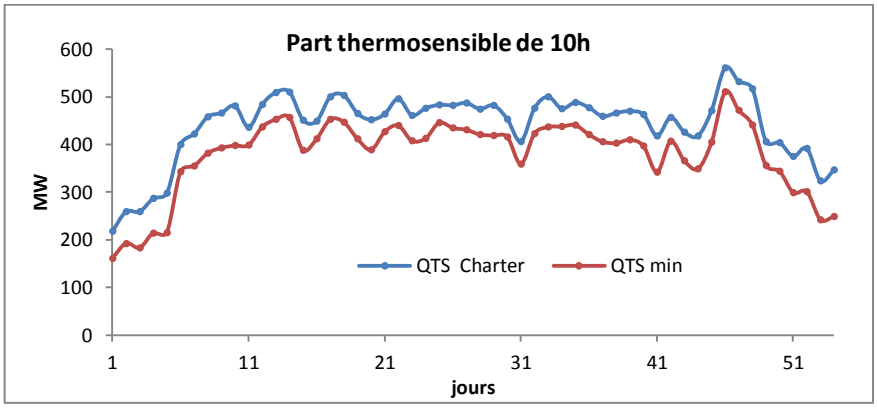

Part thermosensible de 05h
MW
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

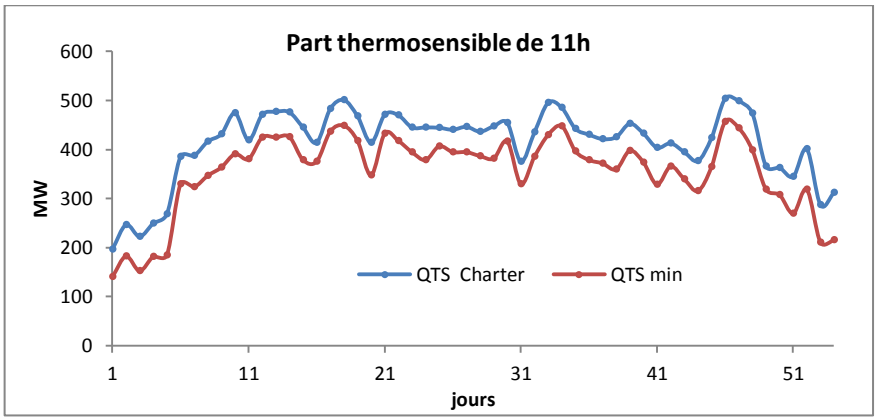

Part thermosensible de 06h
MW
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

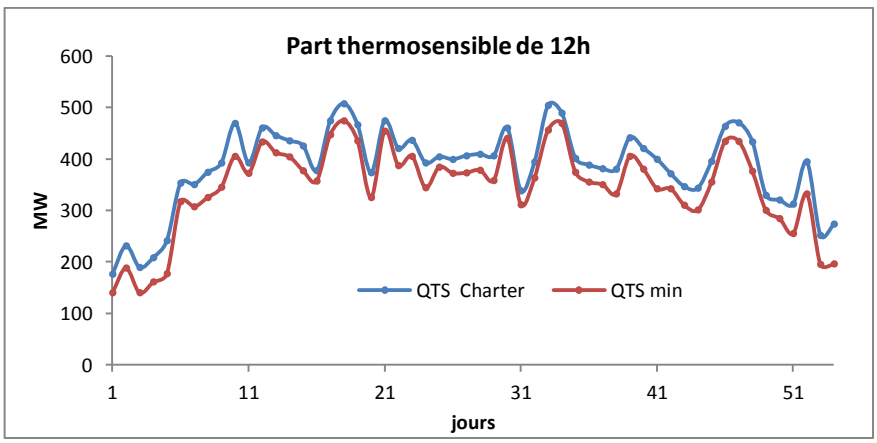

Part thermosensible de 07h
MW
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

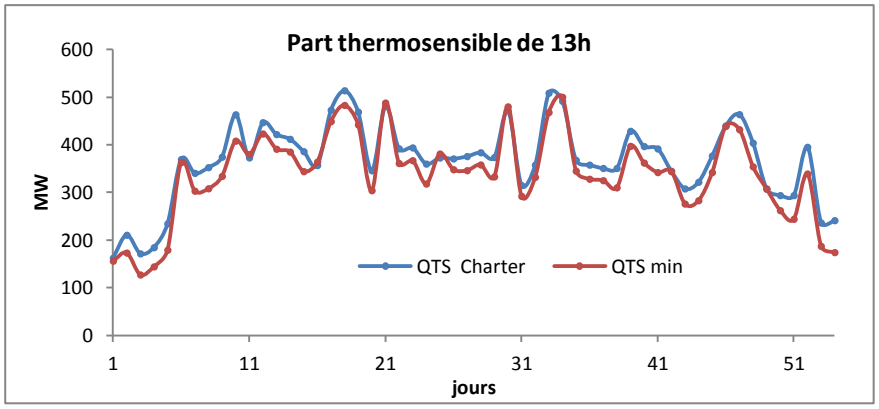

Part thermosensible de 08h
MW
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

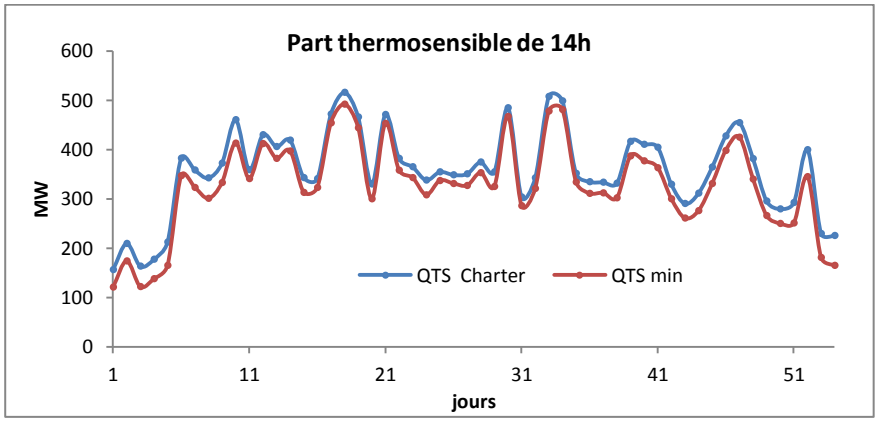

Part thermosensible de 09h
600
500
400
300
200
100
0
MW
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

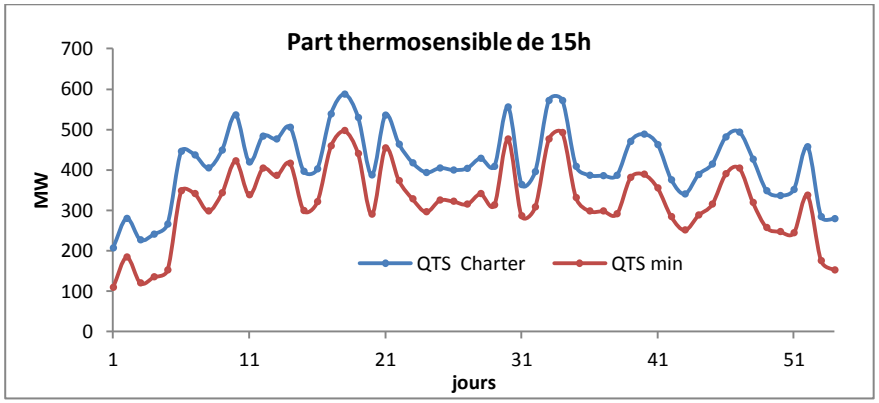

Part thermosensible de 10h
600
500
400
300
200
100
0
MW
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

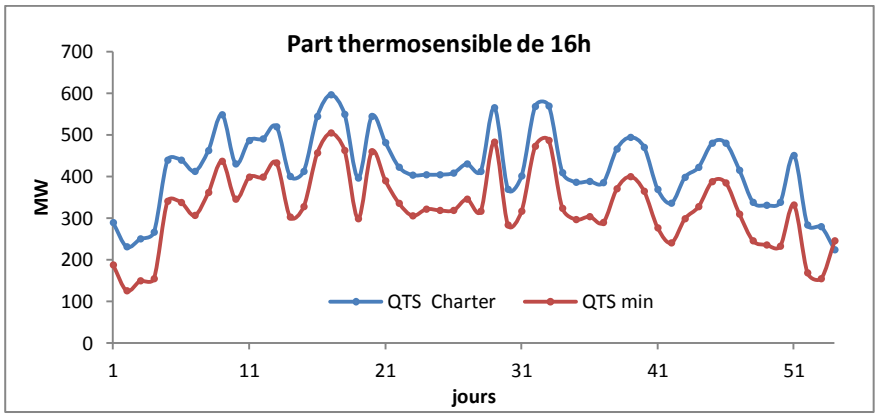

Part thermosensible de 11h
600
500
400
300
200
100
0
MW
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

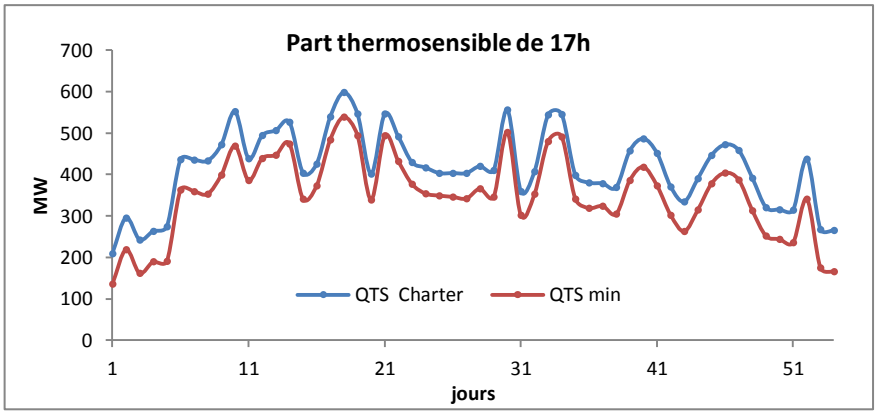

Part thermosensible de 12h
600
500
400
300
200
100
0
MW
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

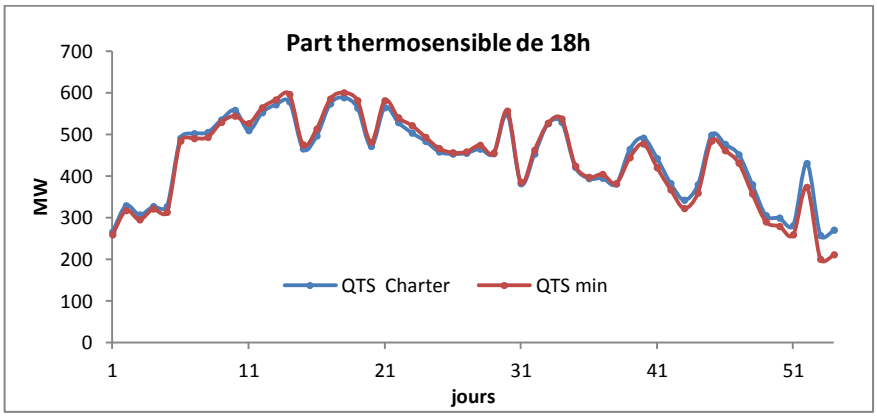

Part thermosensible de 13h
MW
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

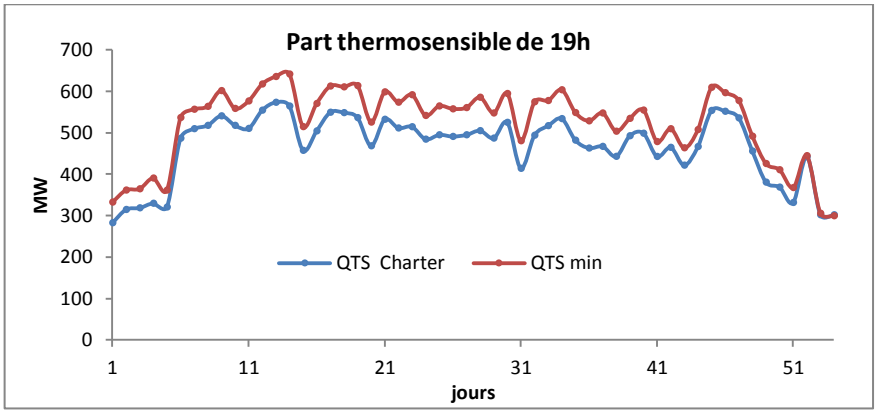

Part thermosensible de 14h
MW
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

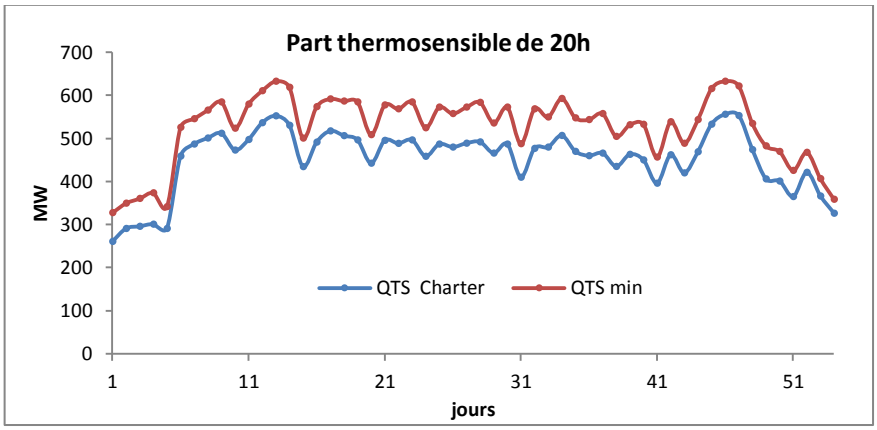

Part thermosensible de 15h
MW
700
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

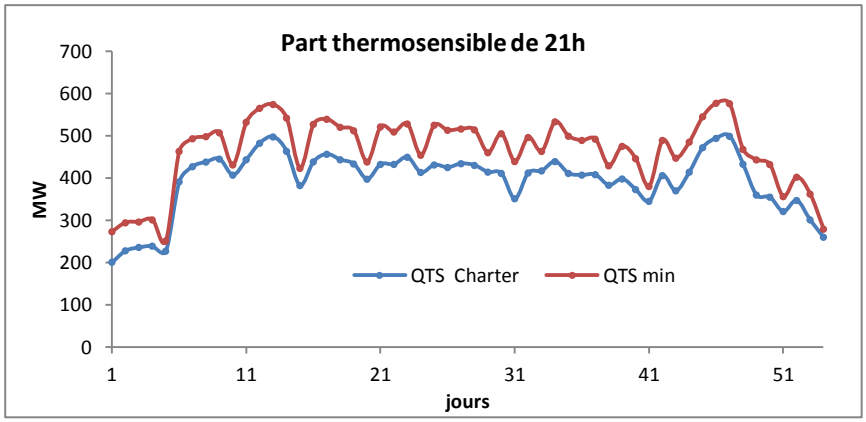

Part thermosensible de 16h
MW
700
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

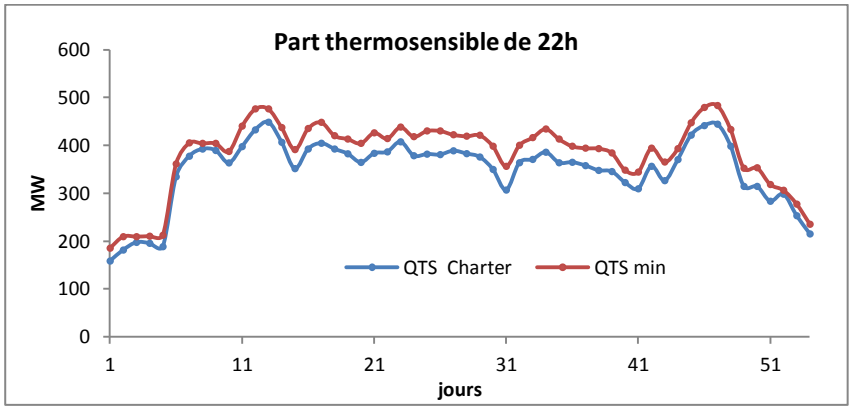

Part thermosensible de 17h
MW
700
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

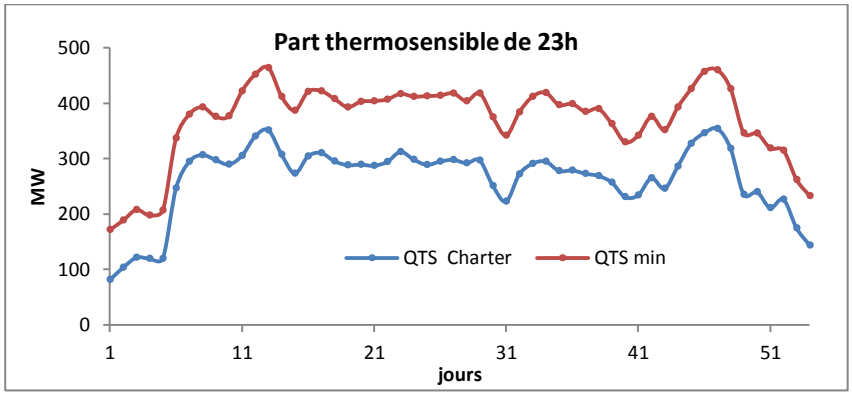

Part thermosensible de 18h
MW
700
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

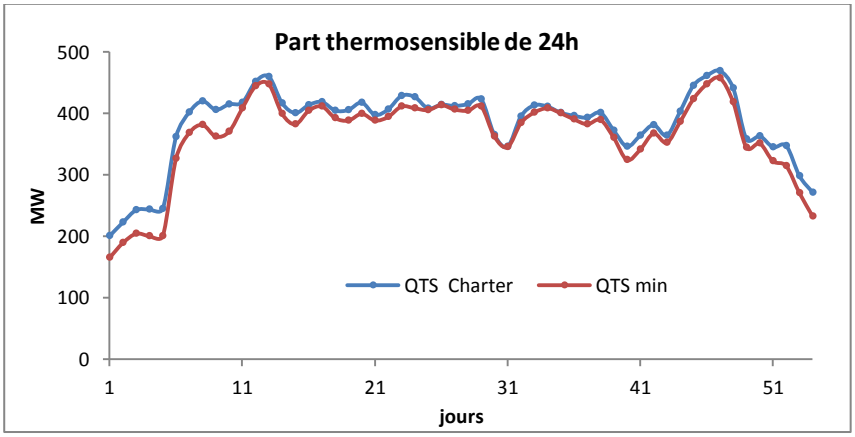

Part thermosensible de 19h
MW
700
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min


Part thermosensible de 20h
MW
700
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min


Part thermosensible de 21h
MW
700
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min


Part thermosensible de 22h
MW
600
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min


Part thermosensible de 23h
MW
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min


Part thermosensible de 24h
MW
500
400
300
200
100
0
1
11
21
31
41
51
jours
QTS Charter
QTS min

## A.4 Conclusion

Il est plus difficile de déterminer la partie thermosensible de la consommation sur une base horaire que sur une base journalière. Ceci est dû à un certain nombre de facteurs de perturbation tels que l'inertie des bâtiments, les gains gratuits ou la réponse des consommateurs à la variation de température. Quand on prend la moyenne de 24 heures pour avoir la consommation thermosensible moyenne journalière, les effets des fluctuations horaires sont lissés.

La Méthode Min est simpliste, car elle néglige certains effets saisonniers dus aux variations de l'activité économique. En effet, on prend en compte des variations journalières de la courbe de charge mais on néglige les variations hebdomadaires et mensuelles. Cette méthode suppose également que la réponse de la demande au climat n'a pas d'inertie. Il n'y a pas de prise en compte de l'inertie des bâtiments/des consommateurs et des gains solaires etc.

La « Méthode Min » présente cependant un avantage important qui est sa simplicité d'application. Elle peut être appliquée à n'importe quelle courbe de charge à une échelle spatiale agrégée (par ex régionale ou nationale). Elle nécessite seulement des données de consommation d'électricité et des données de la température extérieure correspondante. Les modèles comme CHARTER nécessitent trop de données détaillées et ils ne sont pas publics. Ainsi, quelqu'un n'ayant pas accès à la description des hypothèses / paramètres / données d'entrée utilisés lors d'une simulation CHARTER ou d'autres modèles détaillés pourra obtenir des résultats acceptables avec la Méthode Min.

## ANNEXE B : AJOUT DU PARAMETRE « AG » DANS LES MODELES

Cette annexe est citée dans la section « 4.3.1.1 Modèles ». Dans cette annexe on donne les estimations des Modèle 1a, Modèle 1b et Modèle 1c avec l'ajout du paramètre AG qui représente les apports gratuits.

| | |
|---|---|
| **Modèle 1a** | $Q_{ts} = K \cdot (T_i - T_{ext}) - AG$ |
| **Modèle 1b** | $Q_{ts} = K \cdot (T_i - T_{lis}) - AG$ |
| **Modèle 1c** | $Q_{ts} = K \cdot (T_i - T_{lis}) + H \cdot (T_i - T_{ext}) - AG$ |

Les apports gratuits changent selon l'heure du jour, ils sont plus faibles pendant la période nocturne que la période diurne. Comme on n'avait pas une connaissance sur ce paramètre, on a choisi une distribution uniforme entre [0,100].

Dans les figures ci-dessous, les estimations des paramètres correspondantes à 01h, 07h, 13h et 19h pour chacun des trois modèles sont représentées. Les estimations des paramètres du Modèle 1a sont meilleures que les estimations des Modèles 1b et 1c. On voit que les distributions a posteriori des paramètres sont plus diffuses, cela montre que l'incertitude autour des paramètres n'a pas été améliorée. Une explication possible à ce problème est l'utilisation de la température lissée dans les Modèles 1b et 1c.

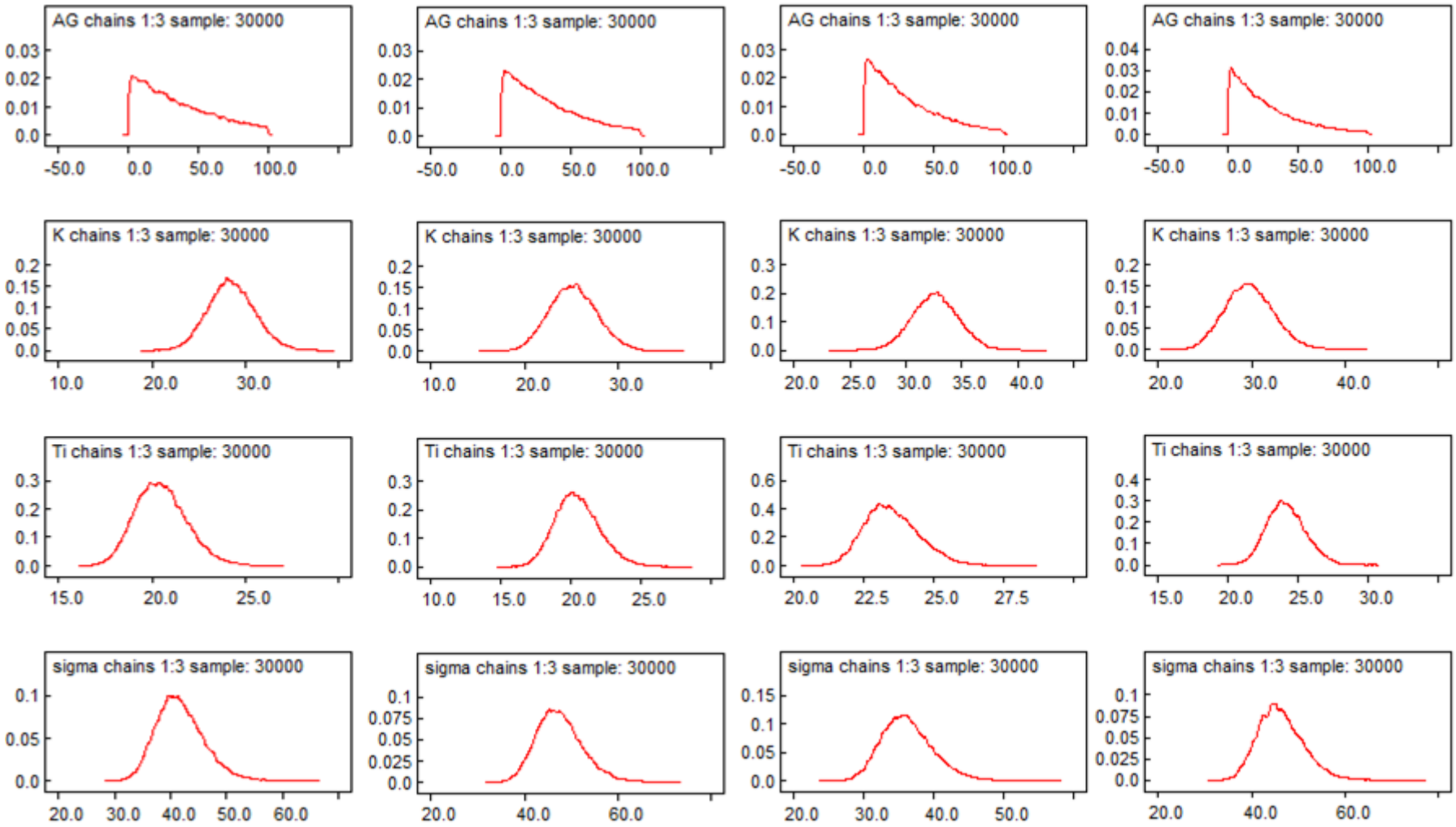



**Figure B.1 :** Distribution a posteriori des paramètres du *Modèle 1a* pour 01h, 07h, 13h et 19h.

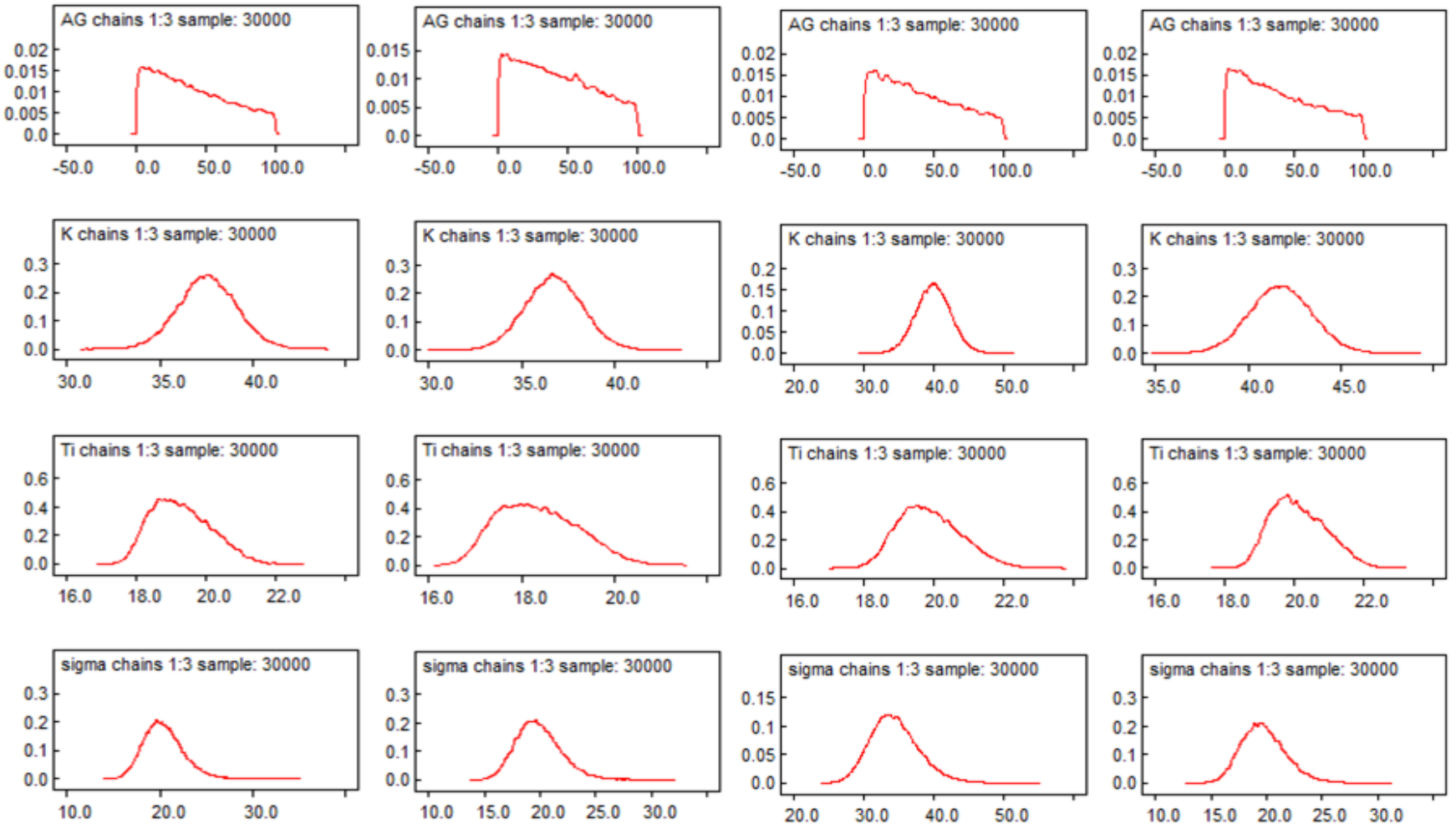



**Figure B.2 :** Distribution a posteriori des paramètres du *Modèle 1b* pour 01h, 07h, 13h et 19h.

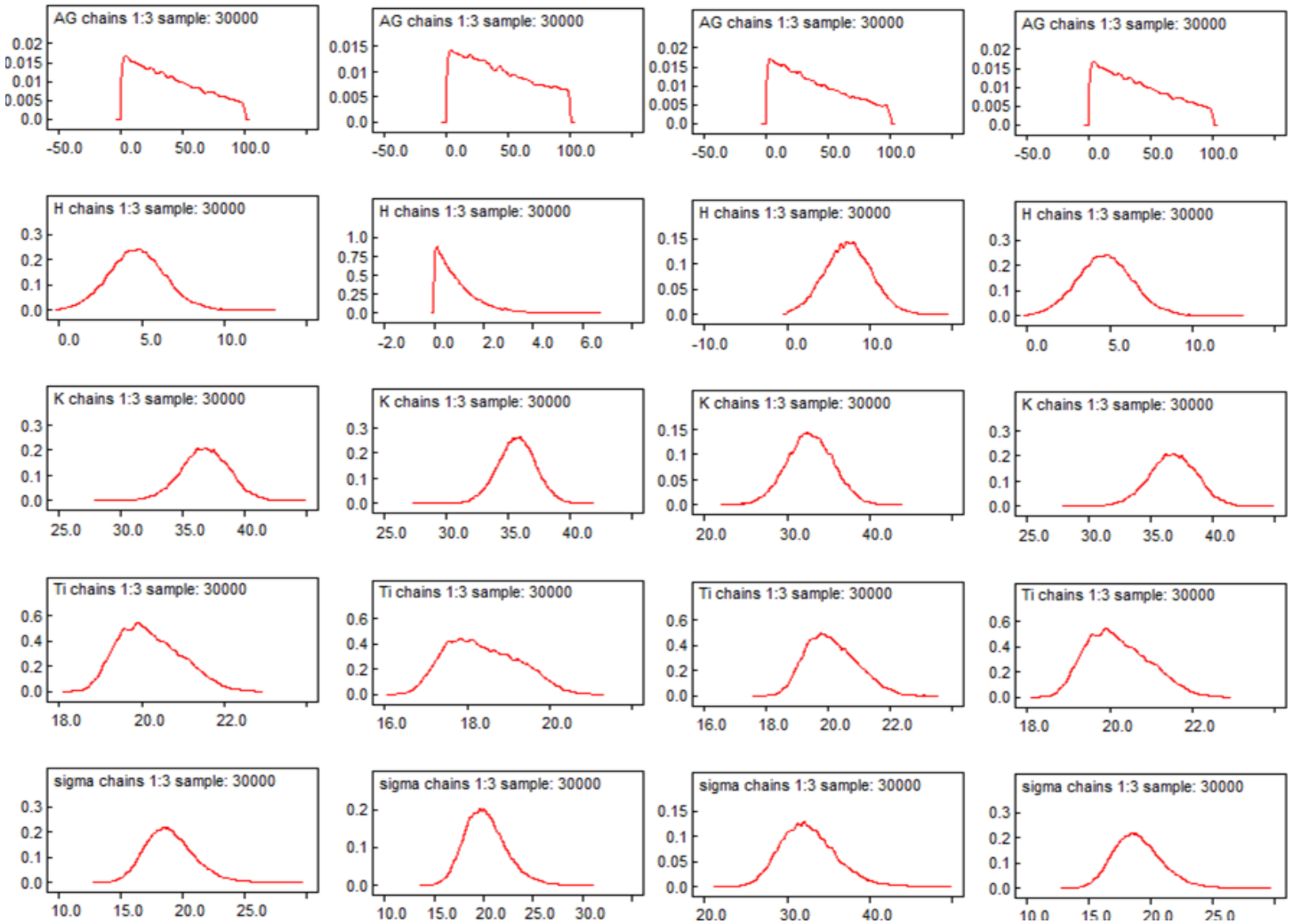



**Figure B.3 :** Distribution a posteriori des paramètres du *Modèle 1c* pour 01h, 07h, 13h et 19h.

## ANNEXE C : VERIFICATION DES MODELES

Cette annexe est citée dans la section « 4.3.1.3 Analyse des résultats : distributions a posteriori » pour les modèles sans chauffage non-linéaire et « 4.3.2.3 Analyse des résultats : distributions a posteriori » pour le Modèle 2 avec chauffage non-linéaire. Dans cette annexe, on donne les statistiques de convergence de Gelman-Rubin et les distributions a posteriori des paramètres du *Modèle 1c* et du *Modèle 2* pour 01h, 07h et 13h. Les résultats présentés dans les graphiques ci-dessous nous montrent que les modèles sont bien convergés et que l'incertitude autour des paramètres est diminuée.

### C.1 Vérification du Modèle 1c

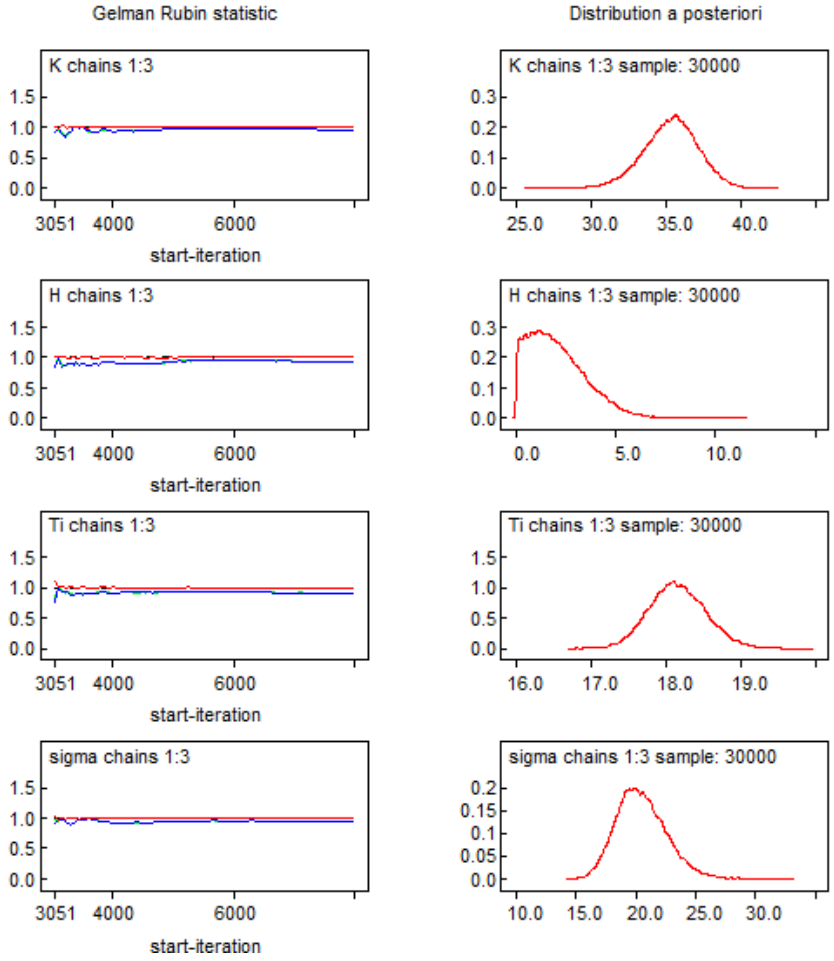



**Figure C.1 :** Statistique de Brooks-Gelman-Rubin (BGR) et distribution a posteriori des paramètres du *Modèle 1c* pour 01h.

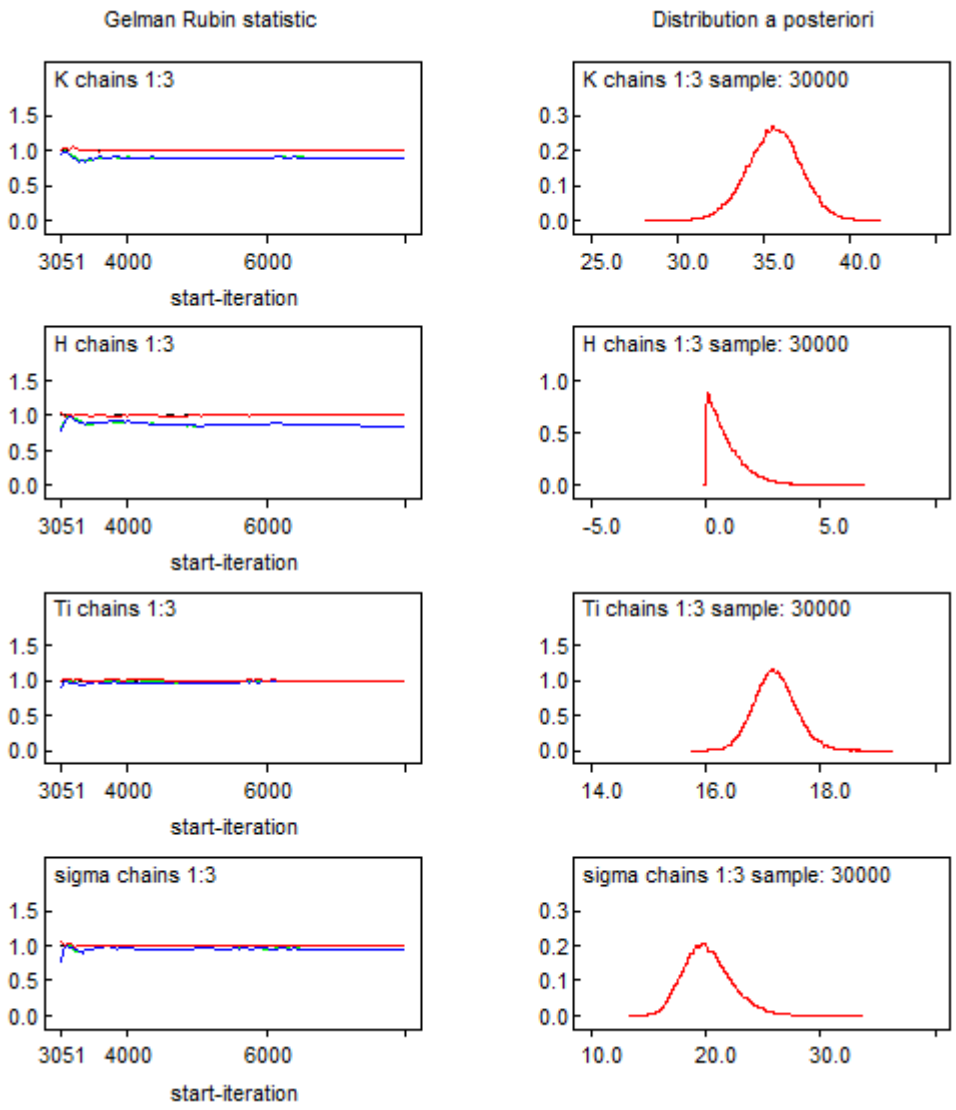



**Figure C.2 :** Statistique de Brooks-Gelman-Rubin (BGR) et distribution a posteriori des paramètres du *Modèle 1c* pour 07h.

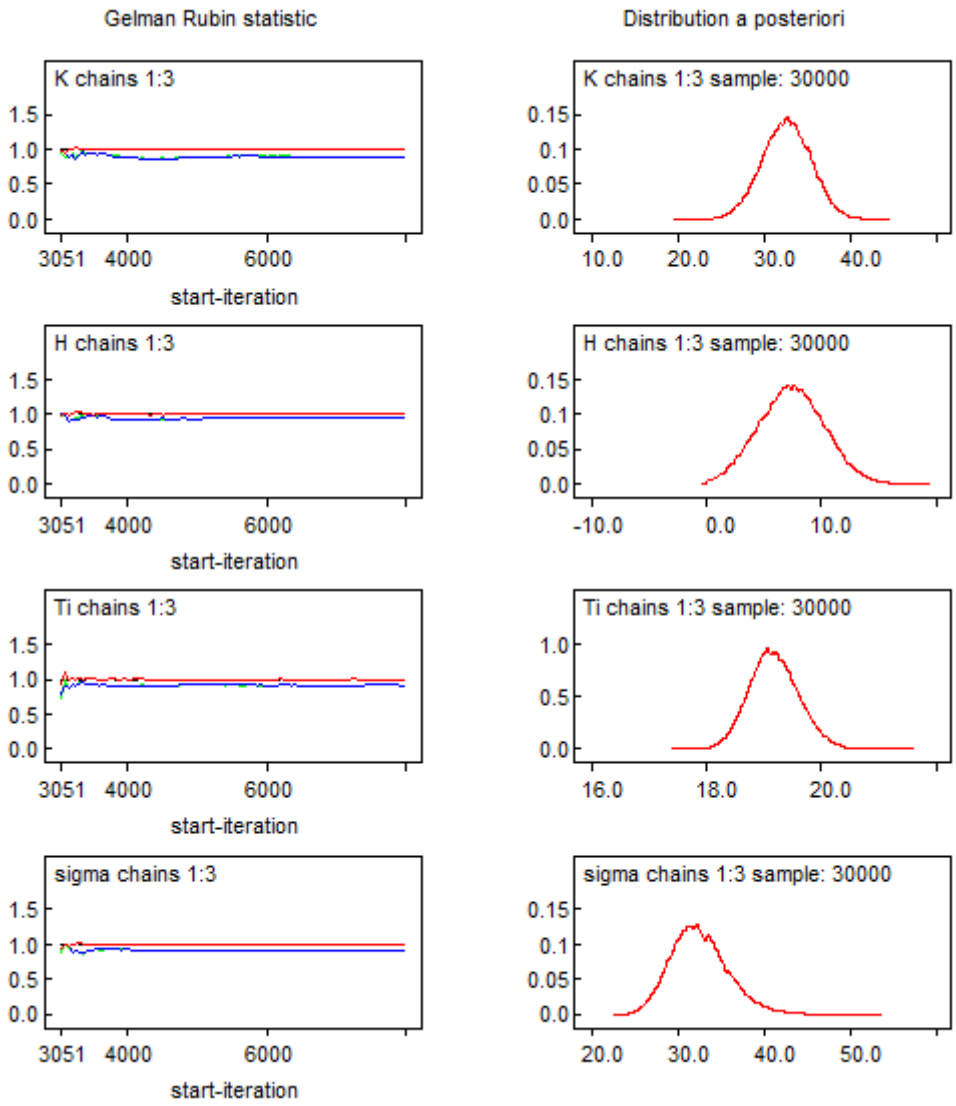



**Figure C.3 :** Statistique de Brooks-Gelman-Rubin (BGR) et distribution a posteriori des paramètres du *Modèle 1c* pour 13h.

## C.2 Vérification du Modèle 2

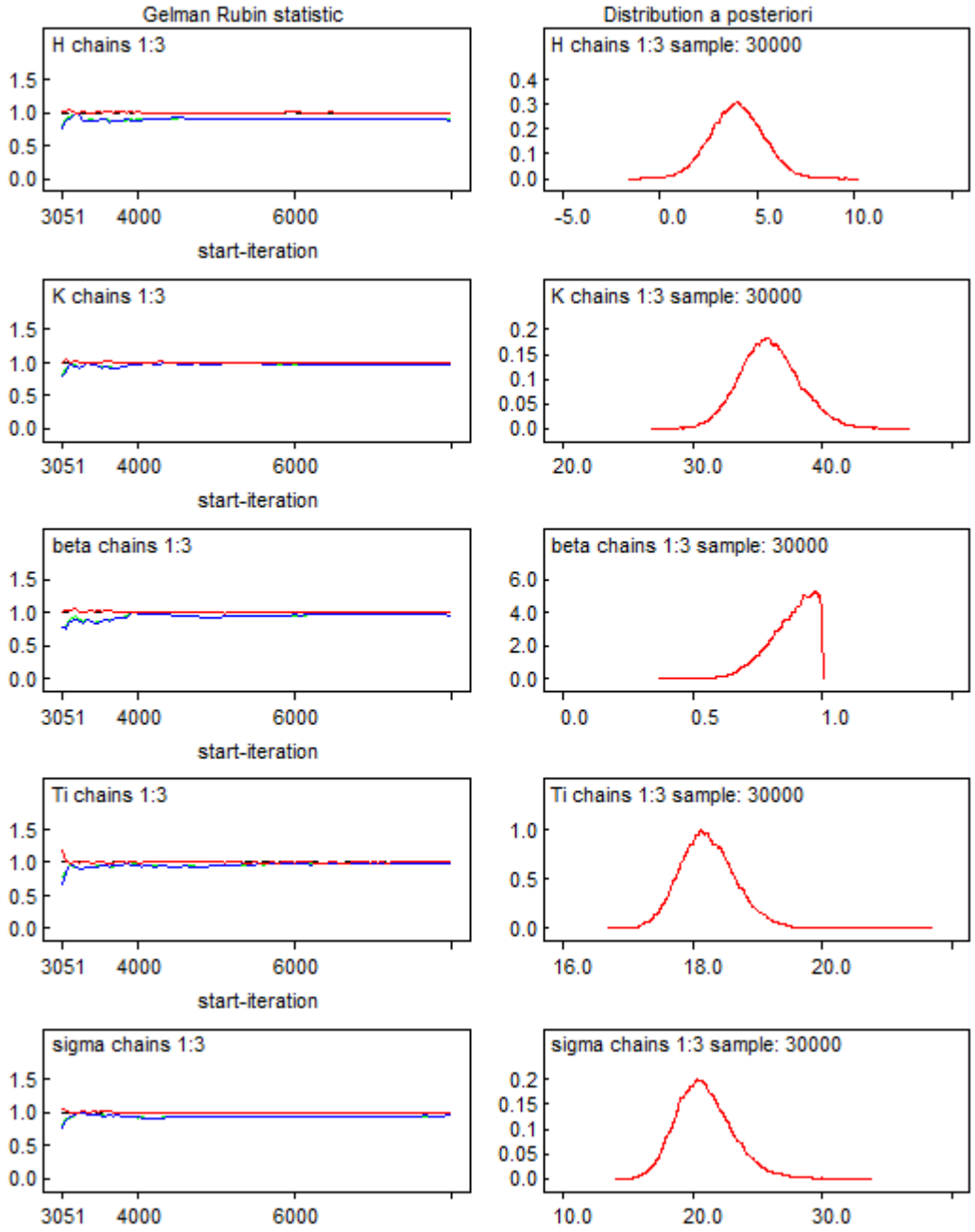



**Figure C.4 :** Statistique de Brooks-Gelman-Rubin (BGR) et distribution a posteriori des paramètres du *Modèle 2* pour 01h.

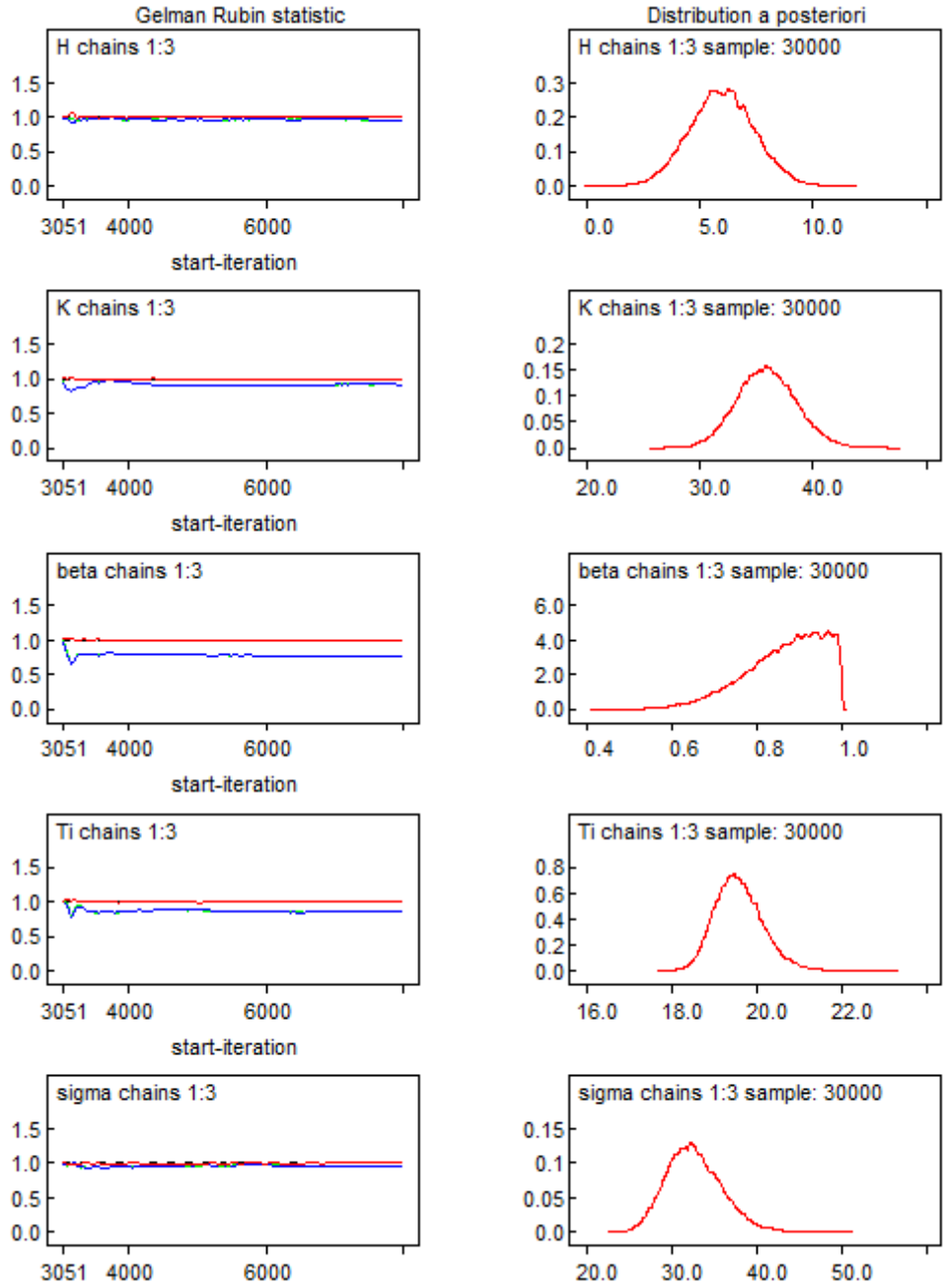



**Figure C.5 :** Statistique de Brooks-Gelman-Rubin (BGR) et distribution a posteriori des paramètres du *Modèle 2* pour 07h.

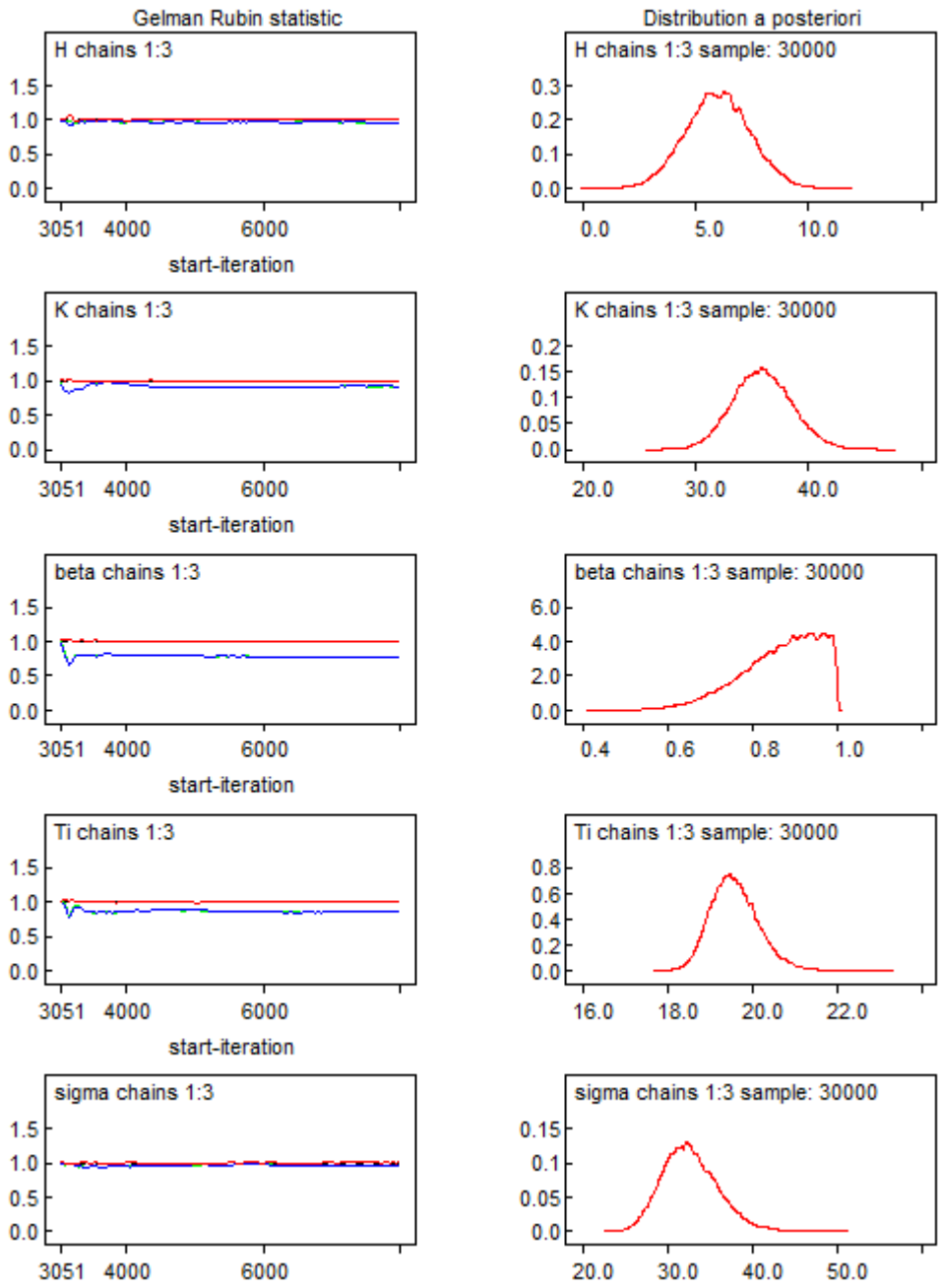



**Figure C.6 :** Statistique de Brooks-Gelman-Rubin (BGR) et distribution a posteriori des paramètres du *Modèle 2* pour 13h.

## Thermosensibilité de la demande électrique : identification de la part non-linéaire par couplage d'une modélisation bottom-up et de l'approche bayésienne

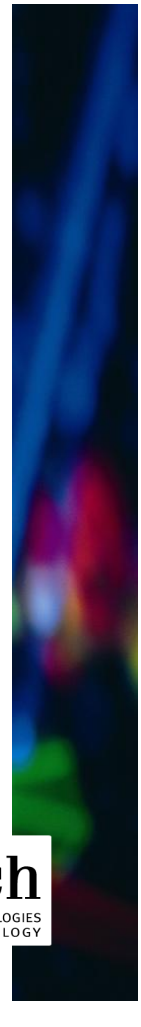
**RESUME :** La croissance du marché des pompes à chaleur contribue à l'augmentation de la thermosensibilité de la demande électrique. Il devient nécessaire de mieux comprendre l'impact des usages thermosensibles de l'électricité, notamment concernant ceux qui sont corrélés de manière non linéaire à la température extérieure. Dans cette optique, cette thèse vise à construire un cadre de modélisation qui permette i) d'analyser les facteurs d'influence de la thermosensibilité à partir d'une description physique des usages thermosensibles, et ii) de réaliser des diagnostics de ces paramètres d'influence tout en tenant compte des incertitudes associées. Une approche de modélisation hybride qui bénéficie des avantages de modèles statistiques et de modèles physiques est principalement employée pour répondre à ces questions. La première étape consiste à estimer la part thermosensible de la demande réelle par un modèle prédictif top-down. On développe ensuite un modèle d'analyse physique de la thermosensibilité à l'échelle régionale à partir de la thermique du bâtiment. On s'appuie notamment sur des modèles pseudo-physiques de performance de pompes à chaleur qui sont régressés sur des données constructeur ou des mesures de performances réelles. Un COP régional est déterminé pour l'ensemble des PAC installées. Enfin, les paramètres d'influence du modèle de thermosensibilité ainsi développé sont estimés à l'aide de l'approche bayésienne, qui offre un cadre pour le traitement de l'incertitude sous la forme de probabilités. Des coefficients équivalents de déperditions thermiques, une température intérieure équivalente ainsi que les parts du chauffage Joule et par PAC pour le parc de bâtiments régional ont été obtenus.

**Mots clés :** thermosensibilité, demande électrique, usages thermiques non-linéaires, analyse bayésienne, modélisation hybride

## Temperature sensitivity of electricity demand : identification of non-linear part by coupling bottom-up modeling and bayesian approach

**ABSTRACT :** The growing heat pump market contributes to the increase in temperature sensitivity of electricity demand. It becomes necessary to understand the impact of temperature sensitive end-uses of electricity, including those which are correlated nonlinearly to the outside temperature. In this context, this thesis aims to build a modeling framework to i) analyze the influencing factors of the temperature sensitivity of electricity demand from a physical description of temperature-sensitive equipment, and ii) to perform diagnoses of these parameters of influence by taking into account the associated uncertainties. A hybrid modeling approach that benefits the advantages of statistical models and physical models is used to answer these questions. Firstly, the temperature-sensitive part of electricity demand is estimated by a predictive top-down model. Then a physical model to analyze the temperature sensitivity at regional level is developed based on building thermal energy needs. A regional coefficient of performance (COP) is determined for the whole installed heat pumps by using pseudo-physical models which are regressed on manufacturer data or actual performance measures. Finally, the parameters of influence of the developed temperature sensitivity model are estimated using the Bayesian approach which provides a framework for the treatment of uncertainty in the form of probabilities. Equivalent coefficients of heat loss, an equivalent internal temperature, as well as the share of Joule heating and the share of heat pumps for the regional building stock are obtained.

**Keywords** : temperature sensitivity, electricity demand, non-linear thermal equipment, Bayesian analysis, hybrid modeling



MINES ParisTech

ParisTech
INSTITUT DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES
PARIS INSTITUTE OF TECHNOLOGY