

Utilisation de données satellitaires couplées à un modèle de fonctionnement pour l'évaluation de la production prairiale à l'échelle nationale

Carlos Marcelo Di Bella

▶ **To cite this version:**

Carlos Marcelo Di Bella. Utilisation de données satellitaires couplées à un modèle de fonctionnement pour l'évaluation de la production prairiale à l'échelle nationale. Sciences de la Terre. INAPG (AgroParisTech), 2002. Français. NNT : . tel-00005663

HAL Id: tel-00005663

https://pastel.hal.science/tel-00005663

Submitted on 5 Apr 2004

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.

Institut National Agronomique
Paris-Grignon

INA P-G

Institut National de Recherche Agronomique
Unité Climat-Sol-Environnement d'Avignon

INRA

THESE

Présentée par

Carlos Marcelo DI BELLA

Pour l'obtention du titre de :

Docteur de l'Institut National Agronomique Paris - Grignon

UTILISATION DE DONNEES SATELLITAIRES COUPLEES A UN MODELE DE FONCTIONNEMENT POUR L'EVALUATION DE LA PRODUCTION PRAIRIALE A L'ECHELLE NATIONALE

Soutenue publiquement le 16/12/02 devant le jury composé de :

Bernard Saugier	Professeur Paris Sud XI	Rapporteur
Gilles Lemaire	Directeur de Recherche INRA	Rapporteur
Gerard Dedieu	Ingénieur CNES	Examinateur
Robert Faivre	Chargé de Recherche INRA	Examinateur
Bertrand Ney	Professeur INA P-G	Examinateur
Françoise Ruget	Chargée de Recherche INRA	Codirecteur de Thèse
Bernard Seguin	Directeur de Recherche INRA	Directeur de Thèse

1998-2002

à la mémoire de ma mère,

à Marcela et notre fille Agostina

Remerciements

Ce travail de thèse, co-financé par l'INRA (Institut National de la Recherche Agronomique - France) et l'INTA (Insituto Nacional de Tecnología Agropecuaria - Argentine), s'est effectué de novembre 1998 à décembre 2002 dans l'Unité de Bioclimatologie d'Avignon (devenue Climat, Sol et Environnement). Je remercie ces deux instituts et les personnes avec qui j'ai travaillé pendant ces quatre années.

Je remercie Bernard Seguin (INRA - Avignon) pour m'avoir accueilli et encadré tout au long de ma thèse, F. Ruget (INRA - Avignon) pour avoir co-dirigé et soutenu mon travail, Robert Faivre (INRA - Toulouse) et Martine Guérif (INRA - Avignon) pour m'avoir guidé et enrichi de remarques pertinentes.

Je remercie aussi les membres du jury qui ont consacré une part de leur temps à lire ma thèse et à l'évaluer. Merci aux deux rapporteurs, Bernard Saugier (LESE, Université Orsay Paris-Sud 11) et Gilles Lemaire (INRA - Lusignan), et au président du jury, Bertrand Ney (INA PG), dont l'ensemble des remarques ont été constructives et ont contribué à la version finale de la thèse.

§

Cette thèse marque pour moi la fin de plusieurs étapes de ma vie personnelle et professionnelle :

Je dois commencer pour vous dire que c'est grâce à tous les efforts et à tous les sacrifices personnels et économiques de ma mère et de mon père que j'ai eu la chance de pouvoir poursuivre toutes mes études. Sûrement, ce sont eux qui ont marqué mon avenir d'une manière radicale, et donc mon premier remerciement par ordre chronologique est pour eux.

Un an après avoir commencé la carrière d'agronome, je rencontre la femme de ma vie : Marcela Lo Cane. Une personne qui m'a soutenu dans tous les moments de ma vie adulte et sans qui je n'aurai jamais obtenu ce que j'ai à présent.

En deuxième année universitaire, je suis le cours d'Ecologie enseigné par le Prof. Martin Oesterheld. Grâce à lui, à ses qualités humaines et scientifiques, je me découvre une passion pour la recherche en changeant la conception du métier d'agronome que j'avais jusque là. Grâce à l'aide de mon ami Matias Salibián et de son père, le Dr Alfredo Salibián, je peux être étudiant assistant en Ecologie en troisième année d'université.

Au cours de cette année, l'Université de Buenos Aires offre des bourses de recherche pour étudiants. C'est à cette période que je suis présenté, grâce à Martin Oesterheld, à l'Ingénieur Agronome Alberto Soriano : une personne et un professionnel hors du commun. Grâce à la renommée scientifique du Maestro Soriano, je réussis à obtenir la bourse et mon futur commence à se forger dans le domaine de la recherche.

En dernière année universitaire, mon ami le Dr Esteban Jobaggy (Kowacha), refuse une offre d'emploi a l'Instituto de Clima y Agua (INTA). L'emploi consiste à traiter des images satellitaires sous la direction du Dr Cesar Manuel Rebella. Cependant, Kowacha me présente comme un étudiant capable de s'acquitter de cette tâche. Après une courte entrevue, le Dr Rebella accepte de me recruter. Et voilà un autre évènement important de ma vie : la rencontre avec le Dr Cesar M. Rebella. Une personne peu loquace (par rapport à moi) mais aux qualités énormes, tant humaines que professionnelles, que je considère vraiment

comme un conseiller de grande valeur, comme un ami. C'est lui qui, finalement, m'introduit définitivement dans le domaine de la recherche et plus spécifiquement dans celui de l'information satellitaire.

Après la Fac, et pendant ma première année comme agronome, je me souviens de mes amis à l'Université : Miller, Boro, Leandro, Bisigato (Pisi), Nogues, Maria Semmartin, Agustin, Loreti, Maseda et Valiña. A eux et aux autres personnes que j'oublie sûrement maintenant, merci. Je me souviens aussi de mes premiers travaux avec Dr Alejandro Deregibus, avec qui je travaille maintenant comme professeur assistant dans la matière Fourrage, et que je remercie aussi.

Un an ou deux après, je commence à faire mes premières collaborations avec le Dr Jose Paruelo. A partir de ce moment, j'ai la chance de découvrir, encore, une autre personne incroyable, une personne que je considère aussi comme un ami et qui a fait parti de ma formation. Jusseppe, merci.

On est déjà dans les années 1996, et l'évènement le plus important de ma vie arrive : la naissance de ma fille Agostina. Qu'est-ce que je peux dire ? Agostina, je t'aime et merci à toi aussi.

Un an plus tard, durant une visite des chercheurs de l'INRA en Argentine, avec Cesar Rebella et un chercher de l'INRA d'Avignon que j'avais connu en Bolivie deux ans auparavant, l'idée de faire mon doctorat en France, plus précisément à Avignon, commence à germer. Ce chercheur en question s'appelle Bernard Seguin (le Dr B. Seguin). Encore une autre personne incroyable, à laquelle je tiens à dire tout spécialement merci pour avoir été mon directeur de thèse, pour m'avoir soutenu dans les moments difficiles et pour ses énormes démonstrations d'amitié.

A la fin de l'année 1998 j'obtiens l'acceptation de l'INRA et de l'INTA pour commencer ma thèse en France. Merci à ces deux institutions. J'arrive à Avignon en connaissant deux mots de Français : "Merci" et "Salut". Bernard Seguin me présente au Dr. Françoise Ruget. Elle devient ma codirectrice de thèse, une personne qui m'aidera beaucoup dans tous les aspects de ma thèse. A elle, merci beaucoup.

Un jour plus tard, je connais deux personnes géniales. Deux amis et deux personnes qui vont rester toujours dans un coin de mon cœur : Marie Weiss et Frédéric Jacob (mi hermano Jacobito). Avec eux je commence à apprendre le Français (et aussi grâce à Silvia Oesterheld), à faire mes premiers pas en thèse, etc. Je ne trouve cependant pas mes mots en Français pour vous exprimer tout ce que je vous dois. Ah, et je profite aussi pour dire que grâce à Marie j'ai connu Bernard Cohen, un parisien et une personne à la hauteur de sa femme.

Un an après le début de la thèse, je suis présenté au Dr Robert Faivre. Il devient une personne aussi très importante pour le futur de ma thèse. Mais aussi, je voudrais remarquer que pour Robert, il me reste des sentiments amicaux très forts.

Pendant cette année de thèse, je connais et je voudrais remercier toute l'aide et toute l'amitié de Bruno Combal, Marjorie Fouillou, Liu Wiedong, Yu Tao, Agnès Pragnere, Kawtar Hdadi, Nadia Rochdi, Emanuelle Garrigues et mi amigo Iñaki Garcia de Cortázar qui m'a beaucoup aidé aussi à la fin de ma thèse.

Au début de la troisième année de thèse, je suis présenté au Dr Martine Guérif. Elle m'a aidé et guidé beaucoup. Un grand merci à elle.

Fin de la troisième année de thèse. Je fais la connaissance de deux amis avec lesquelles j'ai partage des moments incroyables d'amitié et de vie : Sébastien Garrigues et Noël Sánchez. Gracias muchachos.

On s'approche maintenant de la fin de la thèse et je dois remercier aussi des personnes qui ont toujours été présentes : Mi hermano Cachito, Mi amigo Patricio Oricchio (merci pour ton aide), Martin Garbulsky, Fede Bock, Nacho Negri, Ximena Arqueros, Vicky Feler, Juan Pablo Guerchman, mon ami Roland Bosseno, Albert Olioso, Frédéric Baret, Nadine Brisson, Phillipe Clastre, ainsi que toute ma famille (énumérer toutes les personnes serait trop long, aussi je n'en citerai qu'une, la plus expérimentée : Miguelina Laria, la nonna). Aussi, je dois remercier beaucoup une personne dont j'ai fait la connaissance à la fin de la thèse et qui m'a beaucoup aidé pour ma présentation orale, la partie écrite, etc : alors, un grand merci va pour mon ami Cédric Bacour. Je remercie aussi le Dr Gerard Dedieu, SCEES et Météo France pour m'avoir facilité l'accès aux images VEGETATION. Je dois remercier aussi des personnes qui, à travers leurs chansons et leurs paroles, m'ont un peu accompagné au cours de mes séjours en France : Joaquin Sabina, Julio Sosa, Jaques Brel et Maurad.

Résumé

Les pâturages constituent un écosystème terrestre important. En France, ils occupent 21% de la superficie totale, ce qui justifie l'effort pour développer un suivi en temps réel de la production de la biomasse au niveau national, en prenant en compte la variabilité spatiale et temporelle des prairies. L'absence de méthodes indirectes de faible coût applicables à des grandes régions conduit à étudier les modèles de simulation du fonctionnement des cultures, comme dans le cas du système ISOP (**I**nformation et **S**uivi **O**bjectif des **P**raires), et les possibilités offertes par la télédétection pour contribuer à améliorer le diagnostic fourni. Le travail effectué dans cette thèse a pour but d'évaluer ces possibilités. Pour cela, un nombre limité de treize régions fourragères (FR) de France ont été sélectionnées pour leur contexte géomorphologique, climatique et pédologique associé à leur production fourragère. Les données du capteur VEGETATION embarqué sur la plateforme SPOT4 (résolution spatiale de kilométrique) ont été utilisées pour fournir, à partir de modèles de déconvolution, les valeurs de réflectance correspondant à la signature d'une prairie pure. Celle-ci a été mise en relation avec certaines variables de croissance estimées par le modèle STICS-Prairie à l'intérieur du système ISOP. Au delà du bon accord général entre les deux types de données, l'analyse de ces relations a permis d'établir que celle qui lie les indices de végétation basés sur le moyen infrarouge (SWVI) et l'indice foliaire (LAI) était la plus forte. Les résultats obtenus confirment les capacités des données satellitaires à fournir des estimateurs de variables productives complémentaires de celles estimées à partir de modèles de simulation. En particulier les différences spatiales et temporelles entre les informations fournies par le satellite et les estimations du modèle, surtout pendant les périodes de récolte de biomasse dans les systèmes de production, pourraient contribuer à améliorer les estimations du modèle à l'échelle régionale.

Mots clés : suivi de la végétation, prairies, sécheresse, échelle régionale, télédétection, modèle de simulation, indice de végétation, désagrégation

Abstract

Pastures constitute an important terrestrial ecosystem. In France, pastures occupy 21% of the total area. There is a big effort to develop a real time systematic approach to estimate biomass production at the national level, focusing on spatial and seasonal variability in relation to drought. The non-existence of indirect methods of low cost that can be applied to large areas contributes to this situation. The advances registered in crop modeling and remote sensing offer new methodological and operative possibilities to solve this problem. In this work, thirteen Forage Regions (FR) of France were selected for their different geomorphologic, climatic and soil conditions with regard to pastoral productions. Images from the VEGETATION sensor on board SPOT4 satellite (1 km spatial resolution) were used to forecast some productive variables estimated by STICS Prairie simulation model. There was a general good agreement between the satellite and productive data. Particularly, the relationship between the middle infrared based Vegetation Index (SWVI) and the Leaf Area Index (LAI) demonstrated the best results regardless the Forage Region (FR). The obtained results confirm the capabilities of remote sensing data to be an accurate predictor of productive variables estimated from simulation models. Moreover, differences between satellite information and model estimations, especially during the harvesting periods of pasture systems, could be a good indicator to improve model estimations at the regional scale.

Keywords: vegetation monitoring, pastures, drought, regional scale, remote sensing, simulation model, vegetation index

PLAN

INTRODUCTION _____ *1*

Contexte général _____ **1**

Objectif et plan d'étude _____ **4**

CHAPITRE 1: Zones d'étude, outils et données _____ *7*

1.1 Les zones d'étude _____ **7**

1.1.1 Les régions fourragères (RF) _____ 7

1.1.2 Les fenêtres d'extraction des données satellitaires _____ 12

1.2 Outils _____ **14**

1.2.1 L'information satellitaire et la désagrégation des pixels _____ 14

1.2.2 Le modèle de simulation STICS-Prairie et le système ISOP _____ 20

1.2.2.1 Données climatiques _____ 22

1.2.2.2 : Données pédologiques _____ 24

1.2.2.3 : Données techniques _____ 25

1.2.2.4 : Particularités d'ISOP et principaux dangers _____ 27

1.2.3 Utilisation combinée de la télédétection et des modèles de simulation _____ 28

1.3 Les données _____ **30**

1.3.1 Les données de télédétection _____ 30

1.3.1.1 Désagrégation des données VEGETATION (modèle subpixel) _____ 31

1.3.1.2 Filtrage de données satellitaires _____ 33

1.3.1.3 Obtention des données élaborées _____ 34

1.3.2 Les données de croissance _____ 36

1.3.3 Les données d'assimilation _____ 37

CHAPITRE 2 : Désagrégation de l'information à l'échelle intra pixel _____ *41*

2.1 Analyse de résultats _____ **42**

2.2 Effet de la paramétrisation de l'information sur la qualité de la désagrégation _ **48**

2.2.1 L'effet du nombre de thèmes _____ 50

2.2.2 L'effet de la proportion des thèmes _____ 53

2.3 Représentativité des fenêtres d'étude _____ **55**

2.4 Conclusions partielles _____ **59**

CHAPITRE 3 : Mise en relation des données issues du modèle STICS-Prairie et du capteur VEGETATION _____ *63*

3.1 Relations entre variables satellitaires et variables de croissance _____ **64**

3.1.1 Relation LAI-NDVI pour les différentes RF _____ 64

3.1.2 Etablir les meilleures relations entre les estimations du modèle et les données de réflectance _____ 69

3.1.3 LAI estimé vs LAI observé _____ 75

3.2 Conclusions partielles _____ **79**

CHAPITRE 4 : Assimilation des données pour l'estimation de la production de biomasse des prairies _____ *81*

4.1 Etablissement de la relation LAI - SWVI _____ **81**

4.2 Amélioration de la relation SWVI/LAI en valeur prédictive en vue de l'assimilation _____ **91**

4.3 Mise en œuvre de l'assimilation _____ **93**

4.4 Conclusions partielles _____ **99**

CONCLUSIONS GÉNÉRALES _____ *101*

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1.1.1 : Caractéristiques principales des techniques de production appliquées dans les RFs. TF= Très Fort, F= Fort, M= Moyenne, et MF= Moyenne Fort. Fertilisation= Proportion d'application dans une RF. RU= Réserve utile du sol le plus fréquent, NC = Nombre moyen de coupes à l'intérieur d'une RF……..…11

Tableau 1.1.2.1 : Caractéristiques principales des 9 fenêtres sélectionnées à l'intérieur de chaque RF : %Pr= Proportion de prairie, %CA= Proportion de la culture accompagnant plus importante et %AC= Proportion occupée par d'autres cultures. 242= Systèmes culturaux et parcellaires complexes, 311= Forets de feuillus et 243= Surfaces essentiellement agricoles, interrompues par des espaces naturels importants……13

Tableau 1.2.1.1: Caractéristiques principales du capteur SPOT4-VEGETATION…….15

Tableau 1.3.1.1 : Images SPOT4-VEGETATION utilisées dans le cadre de travail de thèse..30

Tableau 1.3.1.3.1 : Indices de végétation utilisées dans le cadre du travail du Chapitre 3…...35

Tableau 2.1 : Sorties du modèle 'subpixel' correspondant à la première décade de juin 1999 pour la bande spectrale B_3…….41

Tableau 2.1.1: Valeurs des coefficients de corrélation (r) entre les valeurs radiométriques correspondant à la moyenne pixellaire et à de la prairie pure. PP= Proportion de prairie à l'intérieur de la RF ($p < 0.05$)……...45

Tableau 2.1.2: Fenêtres d'étude pour évaluer le nombre de thèmes. SCPC= Systèmes culturaux et parcellaires complexes, T= Tourbières, FC= Forets de conifères et SAEN= Surfaces essentiellement agricoles interrompues par des espaces naturels importants……46

Tableau 2.2.1.1: Valeurs du coefficient de corrélation (r) entre les valeurs de theta estimées pour les prairies avec différent nombre de thèmes à l'intérieur des pixels lorsque les RF sont prises isolément (RI) et lorsqu'elles ne sont pas prises en compte dans le modèle général (RE). n est le nombre de données…….51

Tableau 2.2.1.2: Valeurs du coefficient de corrélation (r)entre les valeurs de theta estimées pour les prairies avec différent nombre de thèmes à l'intérieur des pixels lorsque les bandes spectrales sont prises isolément (RI) et lorsqu'elles ne sont pas prises en compte dans le modèle général (RE). n est le nombre de données……52

Tableau 2.2.1.3: Valeurs du coefficient de corrélation (r) entre les valeurs de theta estimées pour les prairies avec différent nombre de thèmes à l'intérieur des pixels lorsque les dates sont prises isolément (RI) et lorsqu'elles ne sont pas prises en compte dans le modèle général (RE). n est le nombre de donnée……...52

Tableau 2.2.2.1: Valeurs de corrélation entre la zone A et B pour les différentes bandes spectrales lorsque les bandes spectrales sont prises isolément (RI) et lorsqu'elles ne sont pas prises en compte dans le modèle général (RE)…….54

Tableau 2.2.2.2: Valeurs de corrélation entre la zone A et B pour les différentes mois lorsque les dates sont prises isolément (RI) et lorsqu'elles ne sont pas prises en compte dans le modèle général (RE)……..54

Tableau 3.1.1.1 : Valeurs de corrélation entre le NDVI et le LAI pour chaque RF. r= coefficient de corrélation (Signification $p < 0.05$) et n= nombre de données analysées. NS= Non signifiant différence……..67

Tableau 3.1.1.2 : Valeurs de corrélation entre le NDVI et le LAI pour chaque mois. r= coefficient de corrélation (Signification $p < 0.05$) et n= nombre de données analysées. NS= Non signifiant différence……..68

Tableau 3.1.2.1 : Corrélation de variables sur l'ensemble des deux années 1999 et 2000 en calculant les valeurs maximales (DM) en A et moyennes (DY) en B……..70

Tableau 3.1.2.2 : Corrélations entre les variables satellitaires et les valeurs maximales des variables productives pour les années 1999 (269 données) et 2000 (325 données) pour toutes les RF……72

Tableau 3.1.2.3 : Analyse de Variance en étudiant les effets RF et année (I) et les effets date (mois) et année ($p < 0.05$)…….73

Tableau 3.1.2.4 : Analyse temporelle de la relation entre le SWVI et DMLAI ou DMMSEC. RE= Relation générale sans les valeurs correspondant à un mois donné et RI= Relation pour chaque mois particulier……74

Tableau 3.1.2.5 : Analyse spatiale de la relation entre le SWVI et DMLAI ou DMMSEC. RE= Relation générale sans les valeurs correspondent à un mois et RI= Relation pour chaque mois en particulier……75

Tableau 4.3.1: Valeurs de MSEC (g/m^2) accumulées pour le période février - octobre 2000 à partir du forçage de l'information satellitaire ($MSEC_{VGT}$) ou ISOP ($MSEC_{ISOP}$) à l'intérieur du modèle de Monteith. MSEC-ISOP correspond aux valeurs calcules par STICS dans le cadre du système ISOP……..…..…98

Tableau 4.3.2: Valeurs de MSEC-ISOP correspondent aux valeurs calcules par STICS dans le cadre du system ISOP pour les différentes RFs……...98

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1.1.1 : Carte des régions fourragères de la France (SCEES)……...7

Figure 1.1.1.2 : Carte des 13 régions fourragères (RF) sélectionnées. Les 11 RF en couleur bleue sont celles utilisées pour le chapitre 2……...8

Figure 1.1.1.3-I : Représentation de la surface relative des prairies. PP= Prairies permanentes, TP= Prairies temporelles, AP= Prairies artificielles……...…9

Figure 1.1.1.3-II : Température et précipitations annuelles moyennes (1999-2000) pour les 13 RF. Pr= Précipitation et T= Température……10

Figure 1.1.1.3-III : Altitude moyenne, avec indicateurs des valeurs maximales et minimales pour les 13 RFs……11

Figure 1.1.2.1: Fenêtre de travail à l'intérieur de chaque RF (5 x 5 pixels)…….13

Figure 1.2.1.1: Image composée RGB correspondant aux valeurs de NDVI des trois images décadaires VEGETATION d'avril 1999……..17

Figure 1.2.1.2: Principes de l'estimation 'subpixel'. Y_i représente la valeur de réponse intégrée pour une bande spectrale dans un pixel i; $X^{a,b,c}$ représente la proportion des types de couverture du sol différentes à l'intérieur du pixel pour les composants a,b,c ; $R_i^{a,b,c}$ la réponse pure pour chacun des types de couverture dans la bande spectrale *i*……..19

Figure 1.2.2.1 : Schéma d'interpolation des données satellitaires……23

Figure 1.2.2.2 : Structure de la base de données Géographique des Sols de France a 1/1000000. UCS= Unité Cartographique de Sol. UTS= Unité Topographiques de Sol…...…25

Figure 1.2.2.3 : Equirépartition des sols dans la RF…….26

Figure 1.2.2.4 : Estimation mensuelle de la production prairiale (septembre 2002 - Carte ISOP)……27

Figure 1.3.1.2 : Exemple d'occupation du sol déduite de la classification CORINE LAND COVER pour quatre RFs……..33

Figure 1.3.3.1 : Représentation schématique du processus d'assimilation mis en œuvre. VGT= Information provenant du capteur VEGETATION. $\varepsilon_i = f(LAI)$…….37

Figure 2.1.1 : Evolution temporelle de la réflectance acquise dans la bande spectrale B_3 (proche infrarouge) pour chaque RF: ( ) Moyenne de 25 pixels; ( ) Prairie; ( ) Culture accompagnant; ( ) Autres cultures……47

Figure 2.2.1: Différents nombres de thèmes à l'intérieur d'une fenêtre de 5 x 5 km^2. I = 4 thèmes, II = 3 thèmes et III = 2 thèmes……48

Figure 2.2.2: Variation dans la proportion de chaque thème à l'intérieur des pixels d'une fenêtre de 5 x 5 km^2. I= 5 thèmes avec 60% prairie (couleur verte) et II= 5 thèmes avec 30% prairie……..49

Figure 2.2.3: Deux fenêtres de la RF 8302 choisie pour leur différentes proportions de prairies. A: 59.7 % de prairies (vert) ; B: 31.4% de Praires (vert)……..50

Figure 2.2.1.1 : Relation entre l'estimation *theta*-prairie à partir de 3 thèmes (T3) ou à partir du nombre total de thèmes (TM) (n=772 : r^2=0.9898 : y=0.994x + 0.0007)……51

Figure 2.2.2.1 : Relation entre l'estimation theta-prairie à partir de la zone A ou à partir de la zone B pour toutes les dates et toutes les canaux (n=76 : r^2=0.9037 : y=0.9007x + 0.0195)……..53

Figure 2.3.1 : Moyenne des variances (σ_1^2) en fonction de la variance des moyennes ($Var(\hat{\theta}_1)$) pour chaque bande spectrale……58

Figure 3.1.1.1 : Evolution comparée du NDVI fourni par le capteur VEGETATION(—■—) et du LAI simulé par STICS-Prairie (- -□- -) pour les différentes régions fourragères……...64

Figure 3.1.2.1: Relations entre les variables satellitaires SWVI et C3MC4 (Différence entre B_3 et B_4) avec les variables de production LAI et MSEC composées comme la valeur maximal décadaire (DMLAI et DMMSEC, respectivement) pour les années 1999 et 2000, pour toutes les RF……71

Figure 3.1.3.1 : Relation entre le LAI calculé à partir de l'information satellitaire (LAI_{VGT}) et le LAI du modèle (LAI_{ISOP})……..76

Figure 3.1.3.2: Relations entre LAI estimé à partir de données VEGETATION (- -□- -) et LAI estimé par ISOP (—■—) pour les 13 RF étudiées……77

Figure 4.1.1: Représentation schématique de la relation exponentielle SWVI/LAI ; où $SWVI_{max}$ représente la valeur maximale du SWVI pour des LAI élevés et $SWVI_{min}$ la valeur minimale quand le LAI tend vers 0……...82

Figure 4.1.2 : Relation entre SWVI et LAI calculée à partir des valeurs SWVI maximales et minimales de 0.828 et –0.357, respectivement ; et ***k*** égal a 0.215……83

Figure 4.1.3: Evolution temporelle du LAI_{VGT} (———) et du LAI_{isop} (·····)……84

Figure 4.1.4: Valeurs du rapport PP/ETP pour la moyenne historique et les années 1999 et 2000 (période mars-octobre)……89

Figure 4.2.1 : Schéma de sélection pour la correction des données ISOP……91

Figure 4.2.2 : Relation entre SWVI et LAI pour les RFs 2503, 2505 et 8301……..92

Figure 4.3.1: Représentation de la différence de production de biomasse ($MSEC_{ISOP}$ – $MSEC_{VGT}$) entre les estimations obtenues à partir de l'assimilation des données

VEGETATION ($MSEC_{VGT}$) et celles obtenues par ISOP (MSECisop) appliqués pour l'année 2000…..……93

Figure 4.3.2 : Evolution des valeurs de TURFAC (Evapotranspiration réelle (ETR)/ Evapotranspiration maximale (ETM)) pour les RFs 4313, 8303 et 8311……96

INTRODUCTION

Contexte général

Les prairies sont une composante importante du fonctionnement de l'écosystème terrestre. Du point de vue de la production agricole, le fourrage est un élément essentiel de l'alimentation du bétail, aussi bien en conditions extensives qu'intensives. Du point de vue écologique, la prairie représente une ressource d'une grande importance pour la protection de l'environnement contre l'érosion, la conservation des espèces, le stockage du carbone dans le sol; elle contribue d'autre part à la qualité esthétique et à la diversité des paysages.

La proportion des prairies est considérable dans l'Union Européenne puisqu'elle représente environ la moitié des surfaces agricoles potentiellement productives. La France est, en termes économiques, le pays ayant le secteur agricole le plus important de l'Union Européenne (23% d'une production agricole européenne totale de 273 milliards d'Euros), ses activités agricoles principales concernant les grandes cultures de céréales et d'oléagineux (20% du chiffre d'affaires), la viticulture (12%), les bovins de lait (11%), les bovins de viande (12%), le poly élevage (6%) et les cultures pour l'élevage (11%). Ainsi, les activités associées à la production animale représentent 40% du total des activités agricoles et c'est la production animale qui justifie l'occupation de 21 % du territoire français par les prairies.

La production animale s'appuie sur trois sources principales de fourrage: les choux, racines et tubercules fourragers (0.3%), les fourrages annuels (11%), et les prairies, permanentes ou non (88.7%). Cette dernière ressource fourragère se compose de 3% de prairies artificielles, 20% de prairies temporaires et 77% de prairies permanentes ou de surfaces toujours en herbe (Agreste 2002 – Ministère de l'Agriculture et de la Pêche - France).

Dans ce contexte, il apparaît crucial de connaître l'état des prairies à l'échelle régionale, puisque cette ressource fournit une grande partie de l'alimentation du bétail du pays. Ces connaissances permettent par exemple d'organiser le transfert de fourrage entre régions affectées différemment par une sécheresse, de planifier le circuit de

fourrage à court et moyen terme entre différents territoires ou encore d'appliquer des politiques de subvention après l'occurrence de situations climatiques extrêmes.

L'estimation régionale de la production des prairies est requise par des organismes chargés de fournir des statistiques sur les productions, que ce soit en France (SCEES - Service Central des Enquêtes et d'Etudes Statistiques) ou dans l'Union européenne (CCR - Ispra à l'occasion de l'action du Projet MARS). Cependant, à cause de la grande variabilité spatiale et temporelle des conditions agricoles, en raison du faible nombre de sources d'information disponibles, et en particulier à cause de l'absence de marché important pour les fourrages, il est difficile de mettre en place une statistique régionale pertinente qui permette d'évaluer en temps réel la production fourragère des prairies, autrement qu'en s'appuyant sur des avis d'experts.

Des études scientifiques ont cherché, par le passé, à établir des méthodes précises, économiques et rapides, pour estimer les productions de biomasse, et en particulier celles des prairies. Si les coupes de biomasse constituent une méthode simple à mettre en œuvre (par exemple Sims *et al.* 1978 ; Sala *et al.* 1988), cette technique est limitée par sa lenteur, son coût, le caractère destructif des mesures, et surtout par le nombre de mesures nécessaires pour produire une estimation fiable, à partir d'un échantillonnage, à l'échelle de la France. Il est donc nécessaire d'avoir recours à des techniques indirectes pour estimer certaines caractéristiques fonctionnelles des prairies comme la biomasse, la productivité primaire nette (PPN) ou l'indice foliaire (LAI). Pour être opérationnelles, ces méthodes doivent être précises, rapides, objectives, et nécessiter un minimum d'étalonnage.

C'est le recours aux modèles de croissance de cultures qui a permis, durant ces dernières années, de proposer des avancées méthodologiques et opérationnelles dans ce domaine. La modélisation de la production des fourrages a depuis longtemps fait l'objet de nombreux travaux dans différents pays ; parmi les pionniers, on peut citer Arnold *et al.* (1972), Edelstein *et al.* (1973) ou Saugier *et al.* 1974. Plus récemment, d'autres modèles ont été développés parmi lesquels on peut citer : le Hurley Pasture Model (Thornley and Cannell 1997); Century (Parton *et al.* 1995) et Pasim (Riedo *et al.* 1998). Avec les mêmes objectifs, l'INRA a adapté à la prairie le modèle STICS (Simulateur MulTidiscIplinaire pour les Cultures Standard) (Brisson *et al.* 1998), en ajoutant des modules ou des fonctions spécifiques pour simuler les modes d'exploitation caractéristiques de la prairie et le redémarrage du couvert après coupe (Tiers 1998 ;

Ruget *et al.* 1999). A travers le système ISOP (**I**nformation et **S**uivi **O**bjectif des **P**raires), le SCEES a engagé une convention avec l'unité CSE (Climat, Sol et Environnement) de l'INRA d'Avignon et le service agrométéorologie de Météo France, pour la construction et la mise en service d'un outil. Celui-ci, à partir d'un modèle alimenté au travers d'un SIG (Système d'Information Géographique) par des enquêtes sur les pratiques culturales, d'informations sur les sols et le climat, permet d'estimer pour chaque région fourragère (RF) la production des prairies et de calculer un indicateur de conjoncture par comparaison à une moyenne sur 16 ans. La difficulté réside moins dans l'adaptation du modèle que dans son alimentation en données d'entrée: les paramètres climat, sol et techniques de production, sont très variables, même à l'intérieur des régions fourragères (Pérarnaud *et al.* 1997 ; Ruget *et al.* 1998 (a,b) ; Donet *et al.* 1999 (a,b) ; Ruget *et al.* 2000 (a,b) ; Donet *et al.* 2001). Lors de la mise en place d'un tel outil, il y a une très grande difficulté à valider les estimations, puisqu'on ne dispose pas de références spatialisées fiables. On a donc besoin de trouver des informations supplémentaires pour caractériser le fonctionnement des cultures, en particulier des références sur l'évolution des capacités de production au cours de la saison de production sont nécessaires.

La télédétection satellitaire offre des perspectives intéressantes pour compléter les travaux réalisés à partir de modèles de simulation, en tirant parti des informations répétitives et spatialisées fournies par différents capteurs spatiaux. L'utilisation de la télédétection pour l'étude des prairies a jusqu'à présent été centrée principalement sur l'identification d'espèces et de communautés végétales (Benoit *et al.* 1988; Hobbs 1990 ; Chaneton *et al.* 1995; Lauver 1997; Lobo *et al.* 1998 ; Salami 1999) et sur l'étude de leur distribution géographique (par exemple Girard et Rippstein 1994; Lauver 1997 ; Peterson et Aunap 1998 ; Azzali et Menenti 2000). Aussi, plusieurs travaux démontrent l'existence de forts rapports entre information satellitaire (principalement obtenue à partir du satellite NOAA-AVHRR) et biomasse ou production primaire nette (PPN) pour différentes régions et écosystèmes du monde (Goward *et al*. 1985 ; Tucker *et al.* 1985 ; Box *et al.* 1989 ; Running 1990; Burke *et al.* 1991 ; Prince 1991 ; Hobbs 1995, Paruelo *et al.* 1997 ; Paruelo *et al.* 2000a). D'autres études ont cherché à identifier les périodes ou les zones particulièrement sèches (par exemple Seguin 1993). L'intérêt majeur des données de télédétection réside dans la possibilité d'extrapoler des données acquises à une résolution pixellaire pour obtenir des informations continues

spatialement avec un délai et un coût d'acquisition raisonnable. Les recherches poursuivies depuis une vingtaine d'années dans différents laboratoires ont permis d'appliquer cette méthodologie en utilisant les données satellitaires à différentes échelles temporelles et spatiales pour le suivi des productions agricoles dans différents pays ou continents. Cependant, les études sont restées à un stade relativement qualitatif, sans arriver à mettre en œuvre une approche de validation opérationnelle autre que l'estimation de production à l'échelle nationale.

L'existence du système ISOP et la disponibilité des données du nouveau capteur VEGETATION (lancé en avril 1998 sur la plateforme SPOT-4), dédié à l'observation des couverts végétaux, ont conduit à proposer une étude sur les prairies, qui fait l'objet de ce travail de thèse.

Objectif et plan d'étude

Le présent travail consiste donc à explorer les possibilités d'amélioration de l'estimation de la productivité des prairies à l'échelle régionale sur le domaine national, en associant les mesures fournies par la télédétection à l'information obtenue par les modèles de simulation de la croissance des prairies. Pour cela, après une présentation du cadre de l'étude, ainsi que des outils et des données disponibles dans le **Chapitre 1**, le travail de thèse sera divisé en trois étapes:

1°) en premier lieu, il s'agit d'estimer les caractéristiques spectrales des prairies pures à partir de l'information radiométrique intégrée à l'échelle d'un échantillon élémentaire (le pixel) de 1 km^2 en tenant compte du problème lié aux pixels mixtes qui intègrent la réponse de plusieurs types d'occupation du sol. Ensuite, on évaluera une méthode linéaire de désagrégation de ces pixels pour l'estimation de la signature spectrale de prairie pure, correspondant à différentes zones d'élevage en France. Cette partie sera décrite dans le **Chapitre 2** ;

2°) après obtention de la réponse spectrale de la prairie pure pour différentes dates et régions, les possibilités offertes par l'information satellitaire comme estimateur de certaines caractéristiques du fonctionnement biophysique des prairies telles que le

LAI ou la biomasse seront étudiées, et seront comparées aux estimations calculées par le système ISOP alimentant le modèle de simulation STICS-Prairie qu'il autrement (**Chapitre 3**) ;

3°) à partir des résultats de l'analyse précédente, les différentes stratégies pour utiliser de façon optimale le couplage des données du modèle et du capteur VEGETATION seront analysées dans le **Chapitre 4** ;

4°) Finalement, on présentera les conclusions générales du travail de thèse.

CHAPITRE 1: Zones d'étude, outils et données

1.1 Les zones d'étude

1.1.1 Les régions fourragères (RF)

Nous avons adopté l'échelle de travail choisie dans le système ISOP, parce qu'elle permet des estimations appliquant à tout le territoire français (Hentgen 1982) (Figure 1.1.1.1). Il est ainsi possible de disposer d'informations sur le climat, la topographie et la production à une échelle spatiale bien adaptée à notre objectif de travail (SCEES-1998, 1999 et 2000).

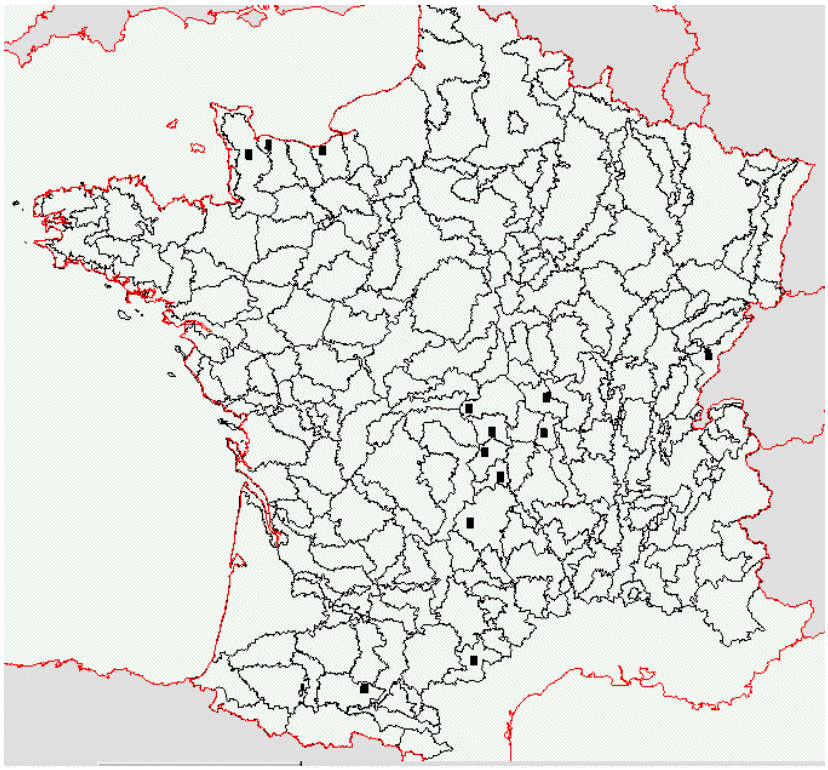


Figure 1.1.1.1 : Carte des régions fourragères de la France (SCEES). ▉= fenêtres de travail

Pour limiter de volume de travail (l'ensemble du territoire est couvert par 200 RFs), nous avons choisi les RFs les plus représentatives des variabilités climatique et topographique qui entraînent de grandes variations de productivité entre régions à l'échelle nationale en France. Pour cela, on a tenu compte des variables qui provoquent le plus de variabilité de production : la proportion des différents types de prairies (permanentes, temporaires et artificielles) à l'intérieur de la RF, le niveau des précipitations qui est la variable climatique la plus importante dans la détermination de la productivité des fourrages à l'échelle nationale dans un climat tempéré comme la France (Coe *et al.* 1976 ; Oesterheld *et al.* 1998) ; la topographie comme un déterminant de la variabilité climatique et des sols, et les techniques de production les plus représentatives de la région.

À partir de l'analyse des informations précédentes, on a choisi un total de treize RFs à l'intérieur de la France (Figure 1.1.1.2) : 2503, 2505 et 2516 (région de Normandie) ; 4313 (région du Haut-Jura) ; 7312 et 7315 (région Midi-Pyrénées) et 8301, 8302, 8303, 8305, 8309, 8310 et 8311 (région du Massif Central).

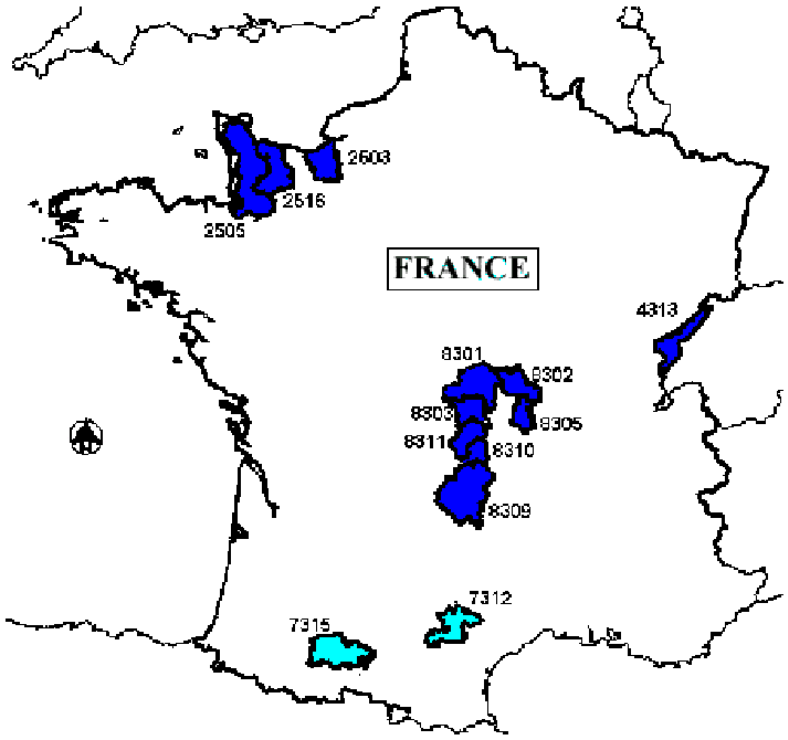


Figure 1.1.1.2 : Carte des 13 régions fourragères (RF) sélectionnées. Les 11 RF en couleur bleue sont celles utilisées pour le chapitre 2

Les critères sur lesquels repose notre sélection sont les suivants :

a- Proportion des prairies

On a fixé pour la sélection des RFs une valeur de 30% minimum de prairies (entre permanentes, temporaires et artificielles) à l'intérieur d'une RF à partir de l'information SCEES 1999-2000 (Figure 1.1.1.3-I). La plupart des RFs retenues comprennent entre 30 et 67 % de prairies, majoritairement du type permanent avec une faible proportion de prairies temporaires et artificielles.

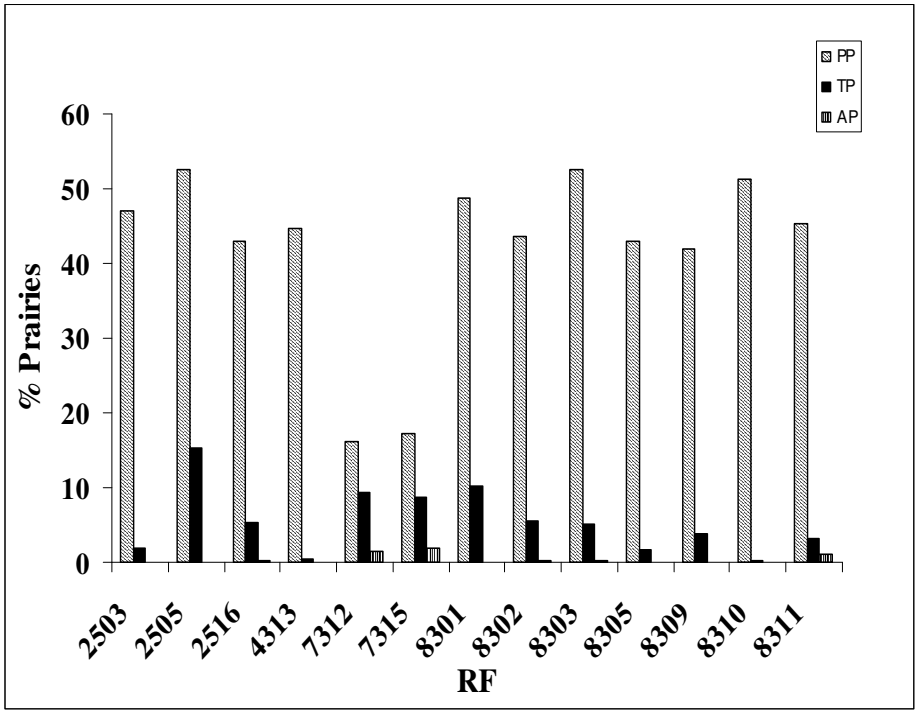


Figure 1.1.1.3-I : Représentation de la surface relative des prairies. PP= Prairies permanentes, TP= Prairies temporelles, AP= Prairies artificielles

b- Précipitations

Pour représenter la gamme de variation de la production prairiale dans des conditions climatiques différentes, on a choisi des RFs dont le cumul annuel de précipitation varie de 700 à 1300 mm au moyenne par année (Météo France 1999-2000) (Figure 1.1.1.3-II), pour des températures annuelles moyennes variant entre 8°C et 13°C .

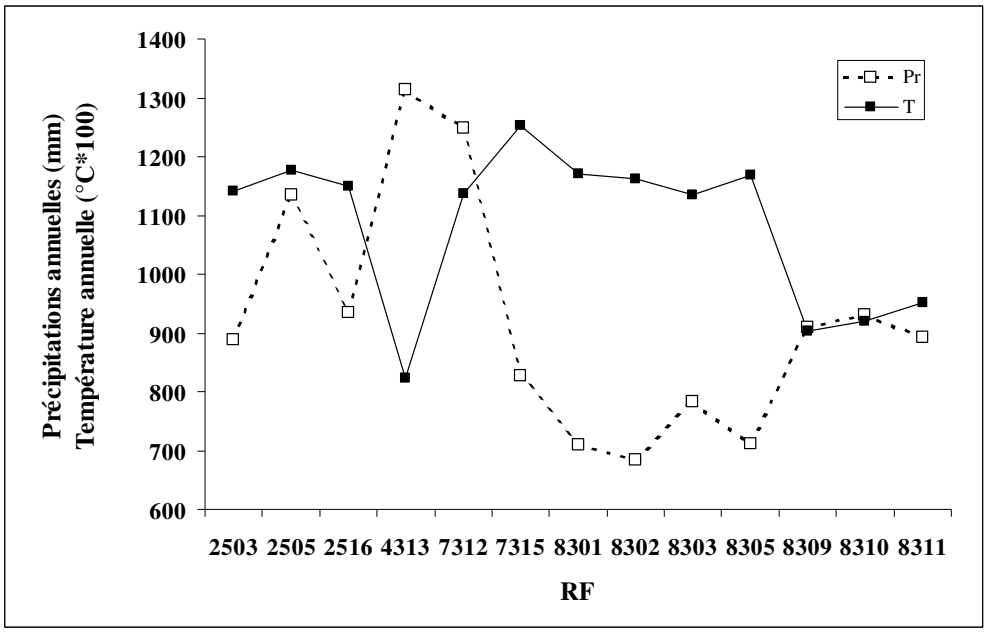


Figure 1.1.1.3-II : Température et précipitations annuelles moyennes (1999-2000) pour les 13 RF. Pr= Précipitation et T= Température

En tenant compte de ces deux variables climatiques importantes, il est possible de regrouper les RFs en quatre groupes: les RFs présentant une moyenne annuelle de température élevée (environ 12°C) et des précipitations annuelles basses (7315, 8301, 8302, 8303 et 8305) ; les RFs avec une moyenne annuelle de température élevée et de fortes valeurs de précipitations (2503, 2505, 2516 et 7312) ; une RF correspondant à une température très basse et un fort niveau de précipitations (4313) ; et des RFs avec des valeurs de précipitations et une température annuelle intermédiaires (8309,8310 et 8311).

c- Altitude

Nous avons également considéré les aspects topographiques : l'altitude est en effet un facteur très important qui contrôle les conditions de croissance des prairies par son influence indirecte sur le changement des conditions pédologiques, climatiques ou encore des modes d'exploitation La Figure 1.1.1.3-III montre ainsi que les 13 RFS choisies présentent une large gamme de variation en altitude, allant de la plaine (Normandie) aux massifs montagneux (Haut-Jura, Massif Central).

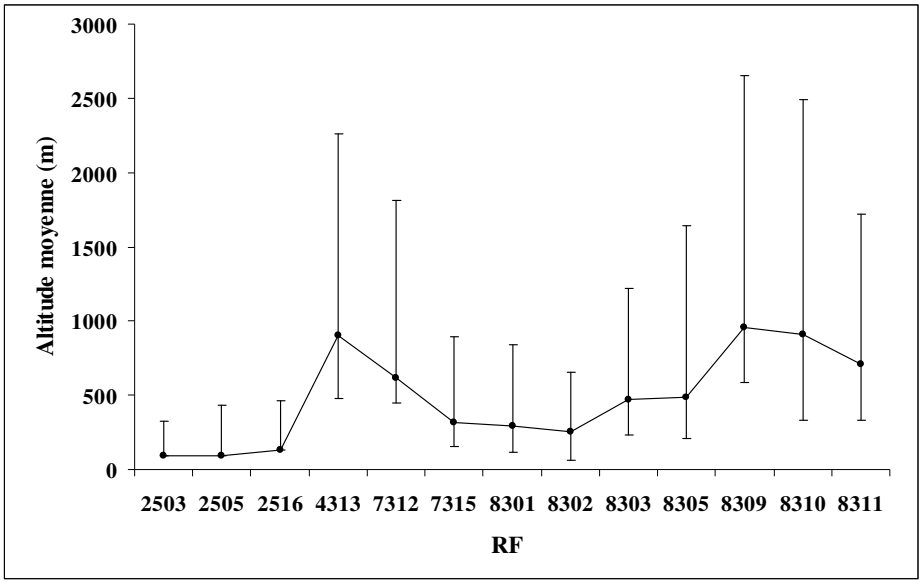


Figure 1.1.1.3-III : Altitude moyenne, avec indicateurs des valeurs maximales et minimales pour les 13 RFs

d- Techniques de production

Des résultats d'enquêtes au niveau national, fournis par le SCEES, ont également permis de prendre en compte des données concernant les itinéraires techniques, comme le nombre de coupes et le niveau de fertilisation de chacune des RFs. Un résumé de l'information correspondant à chaque RF est présenté dans le Tableau 1.1.1.1.

RF	REGION	PROPORTION DES PRAIRIES (SCEES)	MODE D'EXPLOITATION (SCEES) - COUPES	NIVEAU FERTILISATION (kg N/ha)
2503	Pays d'Auge	TF	Foin et multiples coupes	20

2505	Cotentin	TF	Plusieurs coupes réparties	92
2516	Bessin	F	Foin et multiples coupes	48
4313	Haut-Doubs	F	Foin et quelques coupes	76
7312	Montagne noire	M	Deux coupes principales	10
7315	Piémont Pyrénéen.	M	Foin seul	42
8301	Bourbonnais	TF	Coupe précoce importante	0
8302	Limagne	TF	Coupes très réparties	0
8303	Cambraille	MF	Coupe précoce importante	0
8305	Mts de la Madeleine	F	Foin et coupes multiples	18
8309	Haute Auvergne	F	Coupe précoce importante	50
8310	Monts Dore	F	Coupes très reparties	50
8311	Monts Dôme	TF	Coupe précoce importante	48

RF	**RU (mm)**	**NC**	**PROPORTION DE LA RF (%) AFFECTEE PAR CHAQUE NOMBRE DE COUPES**					
			1	***2***	***3***	***4***	***5***	***6***
2503	234	1.6	51	21	18	10		
2505	158	3.6		12	68			20
2516	158	1.6	49	22	29			
4313	47	2.5	17	12	54	17		
7312	76	2.1	29	41	13	17		
7315	163	2.5		54	46			
8301	163	2.9	13		66	21		
8302	163	1.9	26	26	18	18	12	
8303	64	3.3	9	19	33	39		
8305	40	2.1	15	51	34			
8309	158	2.8	11	22	39	28		
8310	158	2.8	9	23	68			
8311	87	3.0		21	58	21		

Tableau 1.1.1.1 : Caractéristiques principales des techniques de production appliquées dans les RFs. TF= Très Fort, F= Fort, M= Moyenne, et MF= Moyenne Fort. Fertilisation= Proportion d'application dans une RF. RU= Réserve utile du sol le plus fréquent, NC = Nombre moyen de coupes à l'intérieur d'une RF

1.1.2 Les fenêtres d'extraction des données satellitaires

Dans le but de réduire le volume de données à traiter, une fenêtre de travail a été définie à l'intérieur des chacune des treize RFs (Figure 1.1.1.1). Chaque fenêtre est elle-même identifiée par le même numéro que la RF dont elle est extraite. Cette fenêtre de travail représente une surface de 25 km^2 (5 x 5 cellules de 1 km^2 chacune) pour des RFs de surface moyenne de 2000 km^2 (Figure 1.1.2.1).

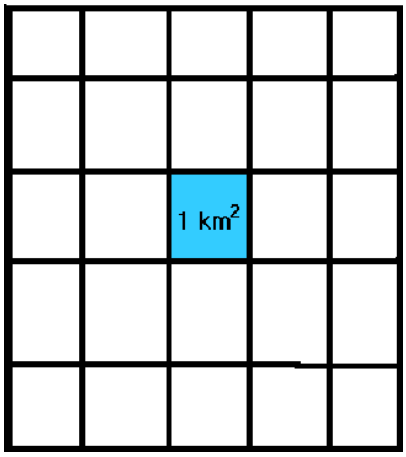


Figure 1.1.2.1: Fenêtre de travail à l'intérieur de chaque RF (5 x 5 pixels)

Afin d'évaluer si cette fenêtre de 25 km^2 est bien représentative de toute la RF, nous avons étudié la variabilité spatiale de trois RFs contrastées en termes de production, de topographie et de climat (2503, 2505 et 8301) (Tableau 1.1.2.1). Les critères retenus pour le choix de ces régions concernent des variables qui peuvent avoir un effet sur la représentativité de la fenêtre et la précision de la déconvolution (cf. Chapitre 2) : la proportion de prairie, ainsi que la proportion et la nature des occupations du sol complémentaires de la prairie dans la RF. Cette information est fournie par la base de données *Corine Land Cover* (cf. Chapitre 2). Pour cela, 9 fenêtres ont été définies à l'intérieur de chacune de ces RFs, en prenant en compte la plupart de la variabilité spatiale de la RF.

Fenêtres	**2503**			**2505**			**8301**		
	% Pr	% CA	% AC	% Pr	% CA	% AC	% Pr	% CA	% AC
1	57	21 (242)	22	85	13 (242)	2	76	12 (242)	12
2	65	22 (242)	13	69	29 (242)	2	45	19 (242)	36
3	67	10 (311)	23	92	5 (242)	3	54	22 (311)	24
4	56	19 (242)	25	78	13 (243)	9	69	20 (242)	11
5	90	7 (242)	3	70	22 (242)	8	66	23 (242)	11
6	67	11 (243)	22	52	44 (242)	4	64	15 (242)	21

7	85	10 (243)	5	77	12 (242)	11	66	7 (242)	27
8	75	7 (243)	18	70	19 (242)	11	57	25 (242)	18
9	60	20 (242)	20	90	6 (243)	4	57	10 (242)	33

Tableau 1.1.2.1 : Caractéristiques principales des 9 fenêtres sélectionnées à l'intérieur de chaque RF : %Pr= Proportion de prairie, %CA= Proportion de la culture accompagnant plus importante et %AC= Proportion occupée par d'autres cultures. 242= Systèmes culturaux et parcellaires complexes, 311= Forets de feuillus et 243= Surfaces essentiellement agricoles, interrompues par des espaces naturels importants

1.2 Outils

1.2.1 L'information satellitaire et la désagrégation des pixels

L'utilisation de données spectrales dans le domaine solaire permet d'estimer des variables caractéristiques de la végétation, en s'appuyant sur des indices de végétation qui exploitent la différence de comportement de la végétation dans les divers domaines spectraux. Le principe de ces indices est basé sur la réflectance différentielle des tissus végétaux verts dans les longueurs d'onde rouge et proche infrarouge du spectre électromagnétique dans le domaine solaire. En effet, les feuilles vertes réfléchissent une faible proportion du rayonnement incident dans la bande rouge et une forte proportion dans la bande proche infrarouge (Guyot 1990). Différents indices, basés sur des rapports entre réflectances dans différents canaux, ont été proposés. Parmi eux, le NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) a été l'un des plus utilisés pour estimer diverses propriétés biophysiques liées directement à la productivité primaire et à la biomasse (Tucker *et al.* 1985 ; Benoit *et al.* 1988 ; Paruelo *et al.* 1997 ; Paruelo *et al.* 2000 a,b), y compris le PAR intercepté et le LAI (par exemple Tucker 1977 ; Asrar *et al.* 1984) :

$$NDVI = \frac{IR - R}{IR + R} \qquad \text{[Eq. 1]}$$

où R= réflectance dans la bande Rouge et IR= réflectance dans la bande du proche Infrarouge.

Ce type d'information peut permettre le suivi spatial et temporel de la biomasse d'une manière non destructive, et donc constituer un moyen simple et économique de collecte de données au niveau national et régional. Les indices spectraux sont généralement corrélés à des caractéristiques biophysiques et agronomiques des couverts végétaux. Ainsi, dans le cas particulier des prairies, l'indice foliaire peut être un bon outil pour caractériser le fonctionnement du couvert, les techniques culturales employées (dates et intensité de récolte), voire même les conditions naturelles (stress hydrique).

Le capteur VEGETATION : caractéristiques et produits

En 1998, le CNES (Centre National d'Etudes Spatiales) a mis en service le capteur VEGETATION à bord de la plateforme SPOT-4, avec le soutien financier de la Communauté Européenne. Ce capteur est consacré à trois objectifs spécifiques: la cartographie de certaines variables biophysiques à la surface de la terre, le suivi de la production agricole et le suivi et la modélisation du fonctionnement de la biosphère continentale. Les caractéristiques techniques les plus importantes sont décrites dans le (Tableau 1.2.1.1).

CARACTERISTIQUES	CAPTEUR VEGETATION
Résolution Spatiale	1 km^2
Répétitivité temporelle	1 jour
Précision géométrique	< 0.2 km
Résolution de la réflectance	0.001 a 0.003
Angle d'observation (off-nadir)	50.5°
Bandes spectrales	
Bleue (B_0)	0.43 - 0.47 µm
Rouge (B_2)	0.61 - 0.68 µm
Proche Infrarouge (B_3)	0.78 - 0.89 µm
Moyen Infrarouge (B_4 ou MIR)	1.58 - 1.75 µm

Tableau 1.2.1.1: Caractéristiques principales du capteur SPOT4-VEGETATION

Par rapport au capteur *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) à bord des satellites de la série NOAA (*National Oceanic and Atmospheric*

Administration) qui a fait l'objet d'un grand nombre d'études dans les vingt dernières années, le capteur VEGETATION présente plusieurs avantages (Weiss 1998):

a) au niveau spectral : l'existence de deux bandes supplémentaires dans les courtes longueurs d'onde donne accès à de nouvelles informations, la bande bleue (0.43-0.47 μm) qui permet de mieux caractériser l'état de l'atmosphère, et la bande moyen infrarouge (1.58-1.75 μm) qui aide à la description de certaines caractéristiques de la végétation ;
b) au niveau technologique, les distorsions géométriques dues à l'instrument sont beaucoup moins importantes, ce qui permet une meilleure superposition des images acquises aux différentes dates ;
c) l'analyse multi-échelle est possible grâce à la combinaison d'images VEGETATION (résolution spatiale de 1 km^2) et d'images HRVIR (résolution spatiale de 20 m) provenant de la même plate forme SPOT-4.

Pour chaque acquisition, deux types de produits sont disponibles actuellement : il s'agit des produits de base journaliers (P) et des produits de synthèse (S). La différence principale qui réside entre eux est que les produits S sont corrigés des effets atmosphériques à partir de l'utilisation du modèle SMAC (modèle simplifié de correction atmosphérique (Rahman et Dedieu 1994, Berthelot et Dedieu 1997)) et donc exprimés en réflectance de surface. Le modèle est basé sur un ensemble d'équations décrivant le transfert radiatif dans l'atmosphère. Des formulations semi-empiriques comportant des coefficients qui dépendent de la longueur d'onde sont utilisées pour décrire les différentes interactions (absorption, diffusion) du rayonnement solaire avec ses composantes atmosphériques pendant sa traversée dans l'atmosphère (Rahman et Dedieu 1994). Ces coefficients sont calculés spécifiquement pour VEGETATION avec le modèle 6S (Vermote *et al.* 1997).

Deux types de produits de synthèse sont disponibles : la synthèse journalière (S_1) calculée à partir de la meilleure image acquise pendant une journée et la synthèse de dix jours (S_{10}) calculée à partir de toutes les images acquises pendant une période de dix jours. Les périodes sont définies à partir du calendrier légal : du 1er au 10, du 11 au 20, du 21 à la fin de chaque mois. La qualité de ces produits est dérivée directement de la qualité de produits P. La synthèse entre différentes images est calculée en appliquant les règles suivantes: a) les pixels ne doivent pas être classés comme nuageux, et b) la valeur de chaque bande est attribuée à partir de la date qui correspond à la valeur la plus forte

du NDVI au sommet de l'atmosphère (maximum NDVI). Pour chaque pixel sont calculés: les réflectances de surface dans les quatre bandes spectrales (1 km^2 résolution spatiale), le NDVI (1 km^2 résolution spatiale), et les conditions géométriques d'éclairement et de visée (64 km^2 de résolution spatiale, angle zénithal de visée (VZA), angle zénithal solaire (SZA), angle azimutal de visée (VAA) et angle azimutal solaire (SAA)).

Résolution spatiale et désagrégation des pixels

La haute fréquence temporelle de visite des capteurs tels que AVHRR, MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) (Barnes *et al.* 1998), MERIS (*Medium Resolution Imaging Spectrometer*) (Rast *et al.* 1999) , POLDER (*Polarization and Directionality of the Earth's Reflectance*) (Berthelot et Deschamps 1994) ou VEGETATION leur impose une résolution spatiale moyenne qui va de 250 m pour MERIS et MODIS, à 1 km pour AVHRR et VEGETATION, et 7 km pour POLDER. Les surfaces élémentaires vues par ces capteurs sont donc rarement homogènes et la réponse des capteurs intègre donc celle de plusieurs types de couverture du sol. Seul le capteur VEGETATION, comme nous l'avons noté précédemment, offre la possibilité d'effectuer une analyse multi-échelle car il est embarqué avec le capteur HRVIR qui possède exactement les mêmes caractéristiques spectrales avec une résolution de 20 mètres et une fréquence de revisite tous les 26 jours. Ainsi, l'information enregistrée par le capteur SPOT4-VEGETATION (Figure 1.2.1.1) permet l'obtention des données spectrales des différentes surfaces comprises dans un pixel de 1 km^2.

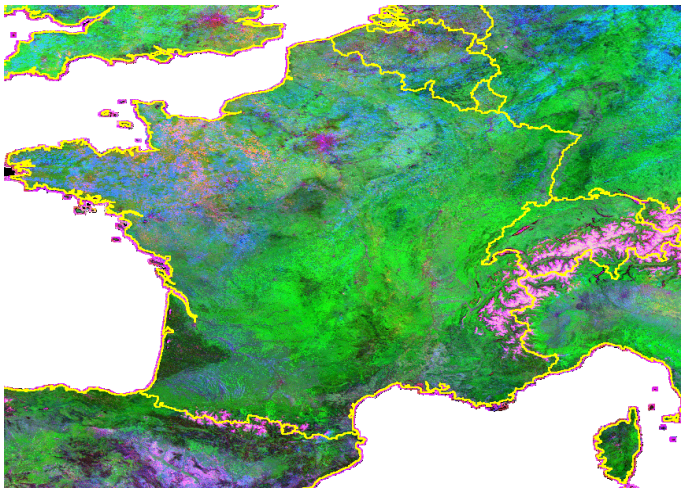


Figure 1.2.1.1: Image composée RGB correspondant aux valeurs de NDVI des trois images décadaires VEGETATION d'avril 1999

Chaque pixel intègre les signatures spectrales de l'ensemble des éléments de la surface en une seule valeur moyenne. Pour le cas particulier du capteur VEGETATION, cette réponse est traduite en une valeur moyenne de réflectance dans les bandes bleue (B_0), rouge (B_2), proche infrarouge (B_3 ou PIR) et moyen infrarouge (B_4 ou MIR). Cette intégration en une valeur moyenne pose évidemment problème dans des régions où le sol est occupé par un grand nombre de cultures (nombre important de pixels mixtes), spécialement en Europe et particulièrement en France. Ceci rend nécessaire l'application de techniques spécifiques de classification 'subpixel' pour effectuer l'opération de désagrégation de l'information et permettre ainsi de retrouver les signatures spectrales propres à chaque composante 'pure' de l'occupation du sol, dans notre cas celle de la 'prairie pure'.

Cette opération de désagrégation a fait l'objet de nombreux travaux au niveau international (Bierwirth 1990 ; Puyou-Lascassies *et al.* 1994 ; Kerdiles et Grondona 1995 ; Jasinski 1996). En France, Fischer (1994) a étudié l'évolution temporelle du NDVI pour des cultures pures à partir de pixels mixtes en utilisant pour chaque culture un modèle empirique qui fait l'hypothèse d'une double fonction logistique pour l'évolution du NDVI. À partir du NDVI 'mixte' et de la connaissance de l'occupation du sol, il s'agit de retrouver les paramètres de l'expression de la double logistique.

Plus récemment, Kerdiles *et al.* (1995) et Faivre et Fischer (1997) ont supposé que la variabilité spectrale à l'intérieur des pixels mixtes était seulement due aux variations de l'utilisation du sol dans les pixels eux-mêmes et non à l'évolution de la végétation. De cette manière, on utilise un modèle linéaire qui considère que la réflectance d'un pixel est la combinaison linéaire des réflectances des éléments qui composent le pixel multipliées par leurs proportions respectives à l'intérieur du pixel. Le modèle à décomposition linéaire du signal en fonction des cultures présentes -que l'on nommera modèle linéaire-, permet de pallier les trois inconvénients décrits ci-dessus. C'est pourquoi nous avons retenu la technique développée par Faivre et Fischer (1997). La réflectance Y_i d'un pixel (dans le cas de VEGETATION pour une surface de $1km^2$) est considérée comme résultant de la combinaison linéaire des réflectances des éléments qui le composent, pondérée par leurs proportions respectives dans le pixel :

$$Y_i = \sum_{k=1}^{p} X_i^k R_i^k + \mathrm{E}_i \qquad \text{[Eq. 2]}$$

et

$$R_i^k \approx N(\theta^k, \sigma_k^2) \qquad \text{[Eq. 3]}$$

où X_i^k est la proportion de la composante k à l'intérieur du pixel i, p est le nombre total de composantes k dans le pixel, R_i^k est la réflectance pure de chacune des composantes qui suit une loi normale *N*, E_i est l'erreur résiduelle associée au pixel *i* (Figure 1.2.1.2-I). L'espérance de Yi est $E(Y_i)=\sum_{k=1}^{p} X_i^k \theta^k$ et sa variance $\mathrm{var}(Y_i) = \sigma_E^2 + X_i \sum X_i^T$. La matrice $\sum$ représente le variance du vecteur-ligne R de réflectance de longueur p $[R_i^1 - R_i^p]$ et X_i le vecteur ligne de longueur p de l'occupation du sol dans le pixel i, Xi = $[X_i^1 - X_i^p]$. On suppose également que les erreurs ont une distribution gaussienne (Ei ~N(0, σ_E^2) (**H_1**). Si en plus de **H_1**, les réflectances suivent une distribution de Gauss (**H_2**) et les valeurs de R_i^k sont indépendantes entre pixels (**H_3**), la réflectance d'un pixel mixte peut être modélisée de la façon suivante :

$$Y_i = N(\sum_{k=1}^{p} X_i^k \theta^k, \sigma_E^2 + \sum_{k=1}^{p} \left[X_i^k\right]^2 \sigma_k^2) \qquad \text{[Eq. 4]}$$

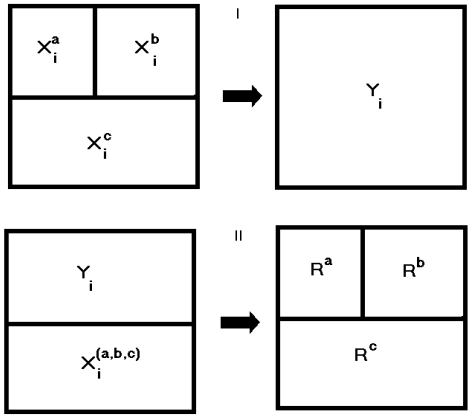


Figure 1.2.1.2: Principes de l'estimation 'subpixel'. Y_i représente la valeur de réponse intégrée pour une bande spectrale dans un pixel i; $X^{a,b,c}$ représente la proportion des types de couverture du sol différentes à l'intérieur du pixel pour les composants a,b,c ; $R_i^{a,b,c}$ la réponse pure pour chacun des types de couverture dans la bande spectrale *i*

À partir du modèle statistique subpixel, et de la connaissance de la réponse spectrale d'un pixel dans une certaine longueur d'onde Y_i et de la proportion de chaque composante à l´intérieur du pixel (X^k), il est possible de calculer les valeurs de réponse spectrale pure (R_i, θ) et leur variance associée(σ). Le modèle suppose que les erreurs (E_i) sont identiquement et indépendamment distribuées, de moyenne nulle, et de variance (σ^2) ; de plus elles sont indépendantes du type d'occupation du sol. Ce modèle aléatoire, appelé *random model*, qui offre la possibilité de faire varier aléatoirement la réponse normale d'un type de couverture, est très avantageux quand une région présente des pixels avec une même culture dans différentes phases de croissance ou des variations très importantes dans le type de couverture du sol, puisque les risques de déviation entre les valeurs observées et estimées seront plus élevés.

De cette manière, en utilisant le modèle décrit antérieurement, il a été possible d'effectuer la désagrégation de pixels (composantes k : a, b et c) pour obtenir la valeur de la réflectance ($R_i^{a,b,c}$) pour une certaine région à partir de la couverture du sol à l'intérieur du pixel ($X_i^{a,b,c}$) et de la valeur intégrée de chaque variable pour chaque pixel (Y_i) (Figure 1.2.1.2-II). Dans ce travail, la procédure permettant d'évaluer les valeurs de $X_i^{a,b,c}$ est basée sur la classification CORINE LAND COVER (© UE-IFEN 1995). Une description détaillée de cette procédure est donnée dans le paragraphe 1.3.1.1 (Chapitre 1).

1.2.2 Le modèle de simulation STICS-Prairie et le système ISOP

Les modèles de simulation sont un outil commun pour de multiples applications agricoles et environnementales. Il en existe un grand nombre, tels que les modèles de la série CERES (Jones 1986 ; Whisler *et al.* 1986 ; Jones 1993) ou ArcWheat (Porter 1984). L'INRA a développé le modèle STICS (**S**imulateur Mul**T**idisc**I**plinaire pour les

Cultures **S**tandard), qui simule les effets du climat, des sols et des pratiques agricoles principalement sur la croissance et le développement des cultures à pas de temps journalier (Brisson *et al.* 1998). Un de ses plus grands avantages est la simplicité d'adaptation à plusieurs types de cultures sans modifier la structure fondamentale du programme. Il a été conçu avec le souci de pouvoir simuler, par exemple, la succession de plusieurs cycles culturaux de nature différente dans une exploitation agricole. Dans les cas des prairies, il a été nécessaire de tenir compte des techniques agricoles spécifiques liées à l'existence de coupes multiples et à la pérennité du couvert (Ruget *et al.* 1999). Il est possible, par exemple, de simuler la production d'une prairie coupée en fonction des nécessités d'alimentation du bétail et non en fonction de l'état de développement des plantes. Le modèle offre plusieurs possibilités, comme, par exemple, celle de considérer une culture déjà en place (et non à partir d'un semis), ce qui nécessite une caractérisation de l'état du couvert par l'indice foliaire (LAI), la quantité de matière sèche présente, l'état hydrique et minéral (azote) du sol ainsi que l'indice de nutrition azotée et le stade de développement de la culture après la date de démarrage choisie. Ainsi muni de paramètres initiaux, le modèle général estime à pas de temps journalier l'évolution de l'indice foliaire, de la matière sèche produite, de la sénescence de matière sèche.

Le système ISOP (**I**nformation et **S**uivi **O**bjectif des **P**rairies) a été mis au point grâce à une collaboration entre Météo-France, l'INRA et le SCEES. Ce système fournit des estimations de production des prairies à l'échelle de la Région Fourragère (RF) à partir d'un modèle de simulation (STICS-Prairie). Il s'agit d'obtenir une, et une seule, estimation de production par région fourragère et par type de prairie : étant donné la diversité des modes d'exploitation (nombre de coupes, niveaux de fertilisation) et des sols, même à l'intérieur d'une entité région fourragère*type de prairie, on a décidé de simuler un grand nombre de modes d'exploitation et de sols pour chaque région, puis de les pondérer en fonction de leur importance pour obtenir une seule valeur. On représente la production d'une entité région * type de prairie par la moyenne pondérée entre plusieurs estimations réalisées pour différentes conditions techniques et de sol. Les données d'entrée ont des résolutions différentes selon les variables (niveau d'information accessible). A chaque entité région*type de prairie, sont attribuées : a) des variables définies par région fourragère : il s'agit du climat (182 climats), interpolé entre stations les plus proches au centroïde de la région, ainsi que de quelques variables d'entrée

(proportion de légumineuses) et conditions d'initialisation (indice de nutrition azotée) et b) des variables non localisées à l'intérieur de la région, mais à valeurs multiples (modes d'exploitation et sols) munis de pondérations représentant l'importance de chacune. Les modes d'exploitation et les types de sols ont été réduits à 5 valeurs au maximum pour chaque variable. Sur le plan informatique, la spatialisation est gérée par une interface entre une base de données d'entrée (climat, sol, conditions techniques) sous Oracle et STICS. Les sorties récupérées en fichiers sont traitées par le SIG ArcView pour établir des cartes ou représenter des évolutions temporelles. Pour cela, deux étapes principales ont été définies: 1) le développement d'un modèle de production de prairies, et 2) la construction d'une base de données d'entrée cohérente par rapport aux besoins du modèle et permettant d'estimer les productions journalières des prairies artificielles, temporaires et permanentes.

Dans la première étape, avec la collaboration de l'Unité INRA-UEPF (Unité écophysiologie des plantes fourragères) de Lusignan et ORPHEE (INRA-Toulouse), le modèle STICS a été adapté aux facteurs les plus importants dans la variabilité régionale de la production fourragère française: le niveau de la fertilisation et le nombre de coupes du fourrage. Une fois adapté, le modèle a été calibré sur une gamme de données expérimentales obtenues sous différentes conditions et différentes espèces, de façon à construire un paramétrage moyen des prairies françaises (Ruget *et al.* 2000).

La seconde étape consiste à construire la base de données d'entrée et l'agrégation des données de sortie pour reconstituer la production d'une RF entière. Les sources d'informations sont les suivantes : a) le réseau des stations synoptiques et automatiques de Météo-France, b) la carte des sols de France au millionième (King *et al.* 1994) et c) l'enquête nationale « Fourrages » réalisée par le SCEES (Service central d'études et enquêtes statistiques) en 1998, comme elle l'avait été en 1982 (SCEES 1984 ; Collectif 1984). La constitution de la base de données d'entrées du modèle est décrite de façon plus détaillée dans divers congrès ayant eu lieu au cours du travail (Perarnaud *et al.* 1997, Ruget *et al.* 1998, Donet *et al.* 1999).

1.2.2.1 Données climatiques

Pour l'application ISOP, les besoins en données météorologiques concernent les valeurs quotidiennes de 5 paramètres relevés à 2m du sol : températures minimale et maximale, hauteur de précipitations, rayonnement global et EvapoTranspiration

Potentielle (ETP). La Base de Données CLIMatologiques (BDCLIM) de METEO-FRANCE, située à Toulouse, permet d'accéder aux données quotidiennes des stations du réseau de mesures de METEO-FRANCE depuis leur ouverture jusqu'à J-1 (un jour de délai pour contrôle et stockage des données).

La méthode d'interpolation qui est utilisée pour l'élaboration des séries quotidiennes de données météorologiques interpolées est la pondération par l'inverse de la distance au carré, appliquée aux centroïdes des 200 régions fourragères (à partir des données disponibles sur les 5 stations les plus proches), par paramètre. La figure 2 présente la position des 200 points de référence utilisés lors de l'interpolation des données météorologiques. Environ 300 stations sont utilisées pour le rayonnement et l'ETP, tandis que près de 1100 sont utilisées pour les températures et les précipitations (Figure 1.2.2.1).

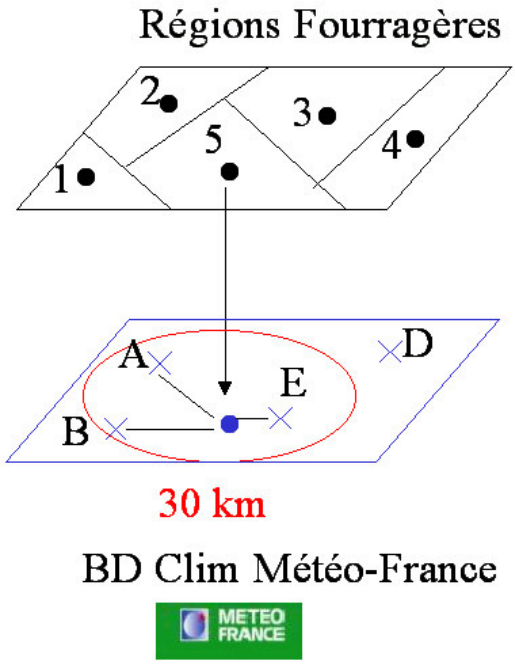


Figure 1.2.2.1 : Schéma d'interpolation des données satellitaires

Le choix de la méthode d'interpolation s'appuie sur une étude préalable (non publiée) portant sur une région fourragère où on a comparé les sorties estimées par plusieurs méthodes d'interpolation et les données relevées en ce lieu. Des contrôles spatiaux de cohérence (Donet *et al.* 1999) sont réalisés en comparant pour chaque année et chaque grandeur climatique les cartes représentant les données calculées pour des

surfaces élémentaires de 5 km de côté et celles calculées au centroïde de la région fourragère (utilisées par ISOP) : aucune distorsion n'apparaît. Des contrôles sur les altitudes moyennes des valeurs simulées montrent que les altitudes des stations fictives (centroïdes des régions) correspondent bien aux altitudes moyennes des régions pour les grandeurs à nombre de postes élevés (températures et précipitations) et à forte variabilité spatiale, et moins bien pour les autres grandeurs, dont les champs sont aussi plus stables dans l'espace.

Les séries ont été calculées pour les 200 régions fourragères (pour l'ensemble de la France) depuis le 1er janvier 1981. Les calculs de données météorologiques ont été réalisés pour l'ensemble des régions fourragères afin d'obtenir une couverture globale de la France.

1.2.2.2 : Données pédologiques

Les données pédologiques sont estimées à partir des informations contenues dans la carte des sols de France au millionième, qui est la seule couverture complète de la France (King *et al.* 1994, Jamagne *et al.* 1995). Les caractéristiques des sols sont transformées en variables d'entrée de STICS, par l'intermédiaire de règles de pédotransfert, analogues à celles déjà utilisées dans d'autres exemples de spatialisation (estimation de potentialités de production de maïs en France (Brisson *et al.* 1992), délimitation de zones aux potentialités de production équivalentes pour le blé et pour le maïs, en Europe (Ruget *et al.* 1995)). Pour faire tourner STICS, ici dans ISOP, les sols sont définis par quelques caractéristiques définissant la réserve hydrique, les types de sols sont donc rassemblés en fonction de leurs caractéristiques, même s'ils ont une pédogenèse différente, en unités de sols équivalentes. De plus, les cartes de sols ne localisant pas des sols mais des associations de sols, tous les raisonnements ultérieurs sont faits en fréquence des unités de sols équivalentes dans la région fourragère, donc sans localisation possible à l'intérieur de la région. Enfin, pour réduire le nombre d'exécutions d'ISOP, on élimine les sols les moins fréquents, de façon à garder 5 sols au maximum par région fourragère (Figure 1.2.2.2).

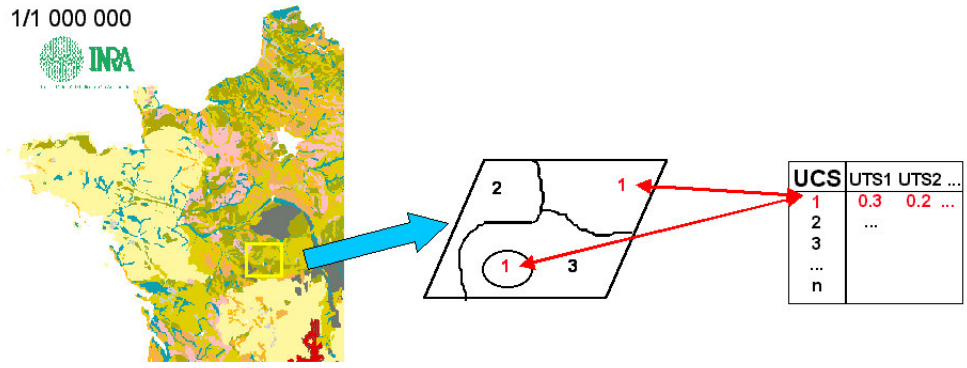


Figure 1.2.2.2 : Structure de la base de données Géographique des Sols de France a 1/1000000. UCS= Unité Cartographique de Sol. UTS= Unité Topographiques de Sol

1.2.2.3 : Données techniques

Pour définir les modes d'exploitation, a été mise à profit une enquête sur les fourrages préalablement programmée par le SCEES, dont les résultats sont maintenant publiés (SCEES 2000). Les questions prévues ont été complétées et adaptées pour permettre la construction de la base de données d'entrée du modèle.

La transformation des réponses individuelles en caractéristiques régionales passe par la définition de modes d'exploitation et l'attribution de modes à chaque région fourragère.

Le choix a été fait de traduire les modes d'utilisation en intervalles entre coupes, (eux-mêmes traduits en sommes de températures, de façon à respecter la variabilité des dates entre différentes zones en France) et leur enchaînement en séquences d'utilisation. Les résultats de l'enquête ont fait apparaître une grande diversité des séquences, d'où l'obligation de regrouper les plus ressemblantes, en respectant le plus possible les intervalles entre coupes (pour ne pas en modifier le nombre). Sur le même principe, les fertilisations ont été regroupées en classes et les niveaux de fertilisation associés aux modes d'utilisation (certains modes sont plus intensifs que d'autres, donc plus fertilisés). Les principes de ces regroupements sont toujours de se placer dans les classes les plus proches et de favoriser les classes les plus fréquentes.

Cet ensemble de raisonnements a permis de définir un nombre limité de modes d'exploitation (30), qui schématisent l'ensemble des modes rencontrés en France. Ce sont des combinaisons entre des intervalles entre coupes et des apports (ou non) de

fertilisation azotée (exprimée en azote minéral). Les modes ainsi définis confirment la présence de modes à nombre de coupes plus élevés et fertilisation plus forte pour les prairies temporaires que pour les prairies permanentes.

L'information extraite des enquêtes permet de définir, pour chaque région fourragère, une fréquence de quelques-uns de ces modes, par des jeux de réattribution successifs pour les modes d'utilisation puis pour les niveaux de fertilisation. On a volontairement limité le nombre de modes présents dans chaque région à 5, en éliminant les modes les moins fréquents, mais en prenant garde à ce qu'au moins 50 % des enquêtes soient représentées.

Enfin, les combinaisons de modes d'exploitation et types de sols sont réalisés, en faisant une hypothèse inévitable, mais lourde de conséquences, d'équirépatition des sols dans la région et des prairies sur les sols (Figure 1.2.2.3).

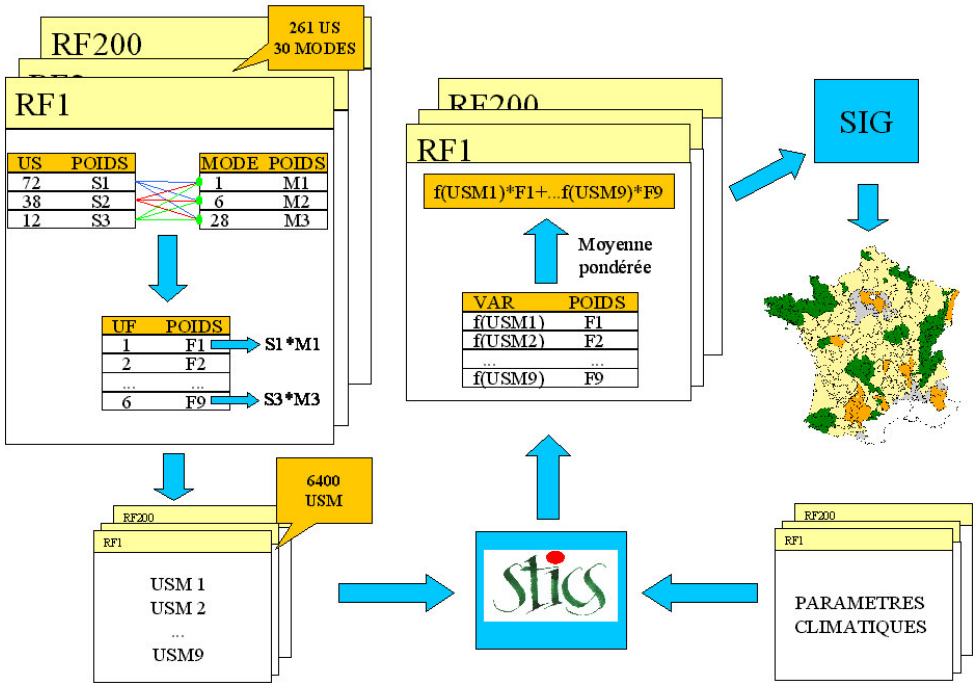


Figure 1.2.2.3 : Equirépartition des sols dans la RF

On attribue donc à chaque combinaison sol * mode d'exploitation une fréquence produit des fréquences de chaque composante. On obtient donc une pondération de

chaque combinaison dans la région. Les nombres de modes et de sols étant limités à 5, le nombre maximal de simulations réalisées pour estimer la production d'une région sera donc 25.

La production d'une région est donc représentée par la combinaison de 25 situations différentes, pondérées de leur fréquence dans la région.

La construction et l'exploitation en routine de l'outil ont été confiées à Météo-France. Cet outil permet d'obtenir une estimation mensuelle de la production prairiale pour l'ensemble de la France (www.agreste.agriculture.gouv.fr) (Figure 1.2.2.1).

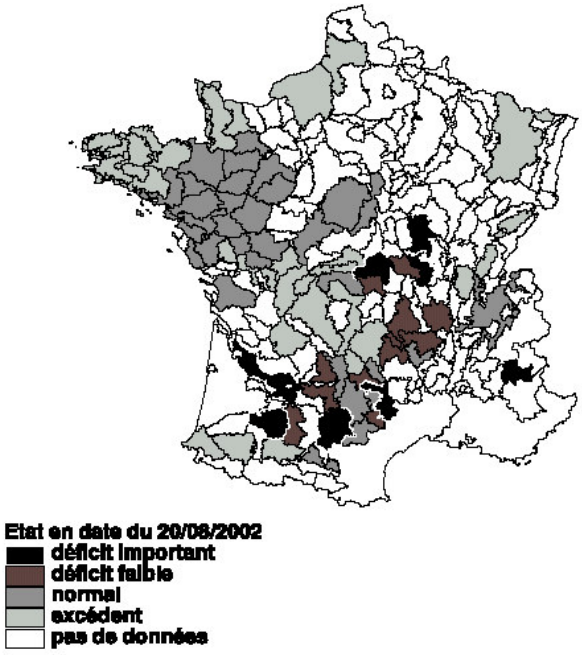


Figure 1.2.2.4 : Estimation mensuelle de la production prairiale (septembre 2002 - Carte ISOP)

1.2.2.4 : Particularités d'ISOP et principaux dangers

Le choix du contenu, puis la constitution de la base agropédoclimatique constitue une partie essentielle du travail, par son volume, mais aussi par les choix qu'elle implique : autant il devient « habituel » d'attribuer un climat à une région (BRISSON *et al.*, 1992, RUGET *et al.*, 1995), autant il est inhabituel de se trouver face à une très grande variabilité de modes de conduite pour une même production ou à un

probable choix des sols destiné à une production. Pour les sols, aucune information systématique n'est disponible pour confirmer ou infirmer l'hypothèse d'équirépartition. Pour les modes d'exploitation, en raison de la complexité des effets du nombre et de la hauteur des coupes sur la production, le choix a été fait de rester le plus proche possible des modes observés lors de l'enquête réalisée par le SCEES, bien qu'il soit peut-être possible de simplifier plus, mais sans tenir compte de hauteurs de coupes, non relevées lors de l'enquête.

Une analyse comparée des séries statistiques du SCEES (depuis 1982) et des estimations d'ISOP correspondantes est en cours. Rappelons que la série statistique de référence concerne les départements français, qui contiennent souvent une ou plusieurs RF, incluses entièrement ou non dans les départements. Les principaux résultats de cette étude concernent la fiabilité assez bonne des estimations ISOP, si on élimine les problèmes liés aux défauts évidents des séries de références (valeurs extrêmes, variabilité inexistante) ou à leurs différences avec les estimations ISOP (tendance en fonction du temps, parfois forte). Les mauvaises estimations se produisent soit dans les régions de montagne (Alpes particulièrement), soit pour des RF qui sont des parties spécifiques d'un département hétérogène.

1.2.3 Utilisation combinée de la télédétection et des modèles de simulation

Dans les vingt dernières années, plusieurs équipes de recherche ont étudié la possibilité d'utiliser de manière complémentaire l'information fournie par les différents capteurs dans les diverses longueurs d'onde et les modèles de simulation (Wiegand *et al.* 1986, Delécolle et Guérif 1988 , Maas 1988 (a,b), Fisher *et al.* 1997, Moulin *et al.* 1998). En utilisant des techniques adaptées, il est possible de forcer un modèle de simulation à utiliser l'information spécifique liée à une culture, un sol, des techniques particulières de production ou certaines variables productives à partir d'une source extérieure de données. Parmi celles-ci, la télédétection est capable de fournir aux différents modèles de simulation des variables caractéristiques de l'évolution des cultures à l'échelle régionale comme il a été décrit dans l'introduction de ce travail. Parmi l'information qu'il est possible d'obtenir à partir de la télédétection, les caractéristiques de couverture végétale (LAI, pourcentage de couverture du sol), la

composition biochimique de la biomasse aérienne ou la température de la surface, par exemple, sont les plus utilisées. À partir de cette information, deux techniques particulières existent pour l'assimilation des données: le forçage et le ré-étalonnage. Le forçage consiste principalement à utiliser l'information satellitaire pour prédire certaines caractéristiques biophysiques de la culture comme variables d'entrée du modèle. Cette méthode a été appliquée au modèle blé ARCWHEAT (Delécolle et Guérif, 1988), en forçant le LAI. Elle a également été appliquée à un modèle plus simple basé sur une décomposition en efficiences (*cf.* p 34), en forçant l'efficience d'interception avec des données satellitaires SPOT à haute résolution (Leblon *et al.* 1991). Cette technique exige une bonne description de l'évolution temporelle des variables estimées. Elle n'est appplicable en conditions opérationnelles qu'à partir de capteurs à haute répétitivité temporelle, qui présentent aussi une basse résolution spatiale. La méthode a ainsi été appliquée avec des données satellitaires à basse résolution (NOAA) sur blé dur en Algérie (Guérif 1989).

De cette manière, les données à haute répétitivité temporelle acquises par télédétection permettent de forcer le modèle à partir de l'estimation de ε_{ij}. Cette méthodologie a été appliquée avec succès avec des données satellitaires de haute résolution (SPOT) ainsi qu'avec des données satellitaires de basse résolution (NOAA) sur blé dur en Algérie (Guérif 1989 ; Leblon *et al.* 1991).

L'autre méthode consiste à utiliser des variables biophysiques estimées par télédétection comme variables de contrôle des modèles de simulation. Ces modèles sont généralement complexes et nécessitent un grand nombre de paramètres d'entrée qui peuvent être bien connus (itinéraire technique, conditions climatiques) ou mal connus (contenu en eau du sol à la capacité au champ). De cette manière, les valeurs des variables de contrôle estimées à partir de l'information du satellite sont confrontées aux valeurs simulées par le modèle de simulation. Des techniques d'optimisation spécifiques permettent alors de ré-estimer les paramètres mal connus utilisés dans le modèle de fonctionnement (Delécolle *et al.* 1992). Cette méthode, appelée « assimilation de données ou ré-étalonnage » fait l'hypothèse que l'observation satellitale est une référence absolue pour les modèles de simulation, dont on suppose que certains paramètres sont mal calibrés. À partir de cette supposition, la donnée de télédétection, quand elle est disponible (répétitivité temporelle du capteur, absences de nuages pour les longueurs d'onde du domaine visible - proche infrarouge) sert de référence pour

l'ajustement du modèle. Le problème est de trouver quels sont les paramètres qu'il faut réajuster pour minimiser les différences entre les prédictions du modèle de fonctionnement et celles de la télédétection. Cette procédure a été décrite en détail par Wiegand *et al.* (1985), Wiegand *et al.* (1986), Maas (1988 a,b) ou Delécolle *et al.* (1992). Elle a été mise en œuvre essentiellement avec des données satellitaires haute résolution (Bouman 1992 ; Prévot *et al.* 1998 ; Launay 2002).

1.3 Les données

Une partie essentielle de notre travail a consisté à mettre en relation les variables issues simultanément du modèle de production prairiale et les données satellitaires. L'évaluation de ces variables nécessite des traitements préalables décrits dans les paragraphe suivants.

1.3.1 Les données de télédétection

Les données de télédétection sont des images SPOT4 - VEGETATION acquises en 1998, 1999 et 2000, fournies dans le cadre du projet VEGA 2000. Toutes ces images on été géo-référencées en projection LAT/LON sur WGS84 (projection Plate Carrée) et co-registrées entre elles. Une description détaillée des bandes spectrales disponibles, des périodes et des corrections apportées est présentée dans le Tableau 1.3.1.1.

Annee	Mois	Type	Bandes	Nombre	Corrections
1998	Avril – Août	P_1	2 (0.61-0.68 µm) 3 (0.78-0.89 µm) 4 (1.58-1.75 µm) NDVI	26	Géométriques
1999	Février - Octobre	S_{10}	0 (0.43-0.47 µm) 2 (0.61-0.68 µm) 3 (0.78-0.89 µm) 4 (1.58-1.75 µm) NDVI	27	Géométriques et atmosphériques

2000	Février - Octobre	S_{10}	0 (0.43-0.47 µm) 2 (0.61-0.68 µm) 3 (0.78-0.89 µm) 4 (1.58-1.75 µm)	27	Géométriques et atmosphériques

Tableau 1.3.1.1 : Images SPOT4-VEGETATION utilisées dans le cadre de travail de thèse

Il est important de préciser que les différents jeux de données VEGETATION correspondant aux différentes années ont été utilisés et à mesure de leur fourniture par le CNES (Centre National d'Etudes Spatiales). Ainsi, le premier jeu de données utilisé, qui correspond à l'année 1998, a été établi à partir des données journalières sans correction atmosphérique (Produits P). Pour les années suivantes, les données ont été reçues avec intégration des corrections atmosphériques disponibles actuellement sur le réseau Internet (www.vgt.vito.be). Toutes les images ont été reçues en format HDF (16 bits) et transformées en valeurs radiométriques codées sur 8 bits (0-255) (grâce au logiciel © ENVI 3.1). Ce traitement nous a permis de réduire la taille des fichiers et le volume de traitement, pour les traitements postérieurs avec les autres logiciels. Cependant, cette transformation donne des valeurs de reflectance sur une échelle (0-255) en gardant toute la dynamique spatiale et temporelle.

1.3.1.1 Désagrégation des données VEGETATION (modèle subpixel)

Pour obtenir les couvertures de sol on a utilisé l'information provenant du Programme CORINE LAND COVER (© UE-IFEN 1995 - www.ifen.fr/pages/2corin.htm). Cet inventaire informatisé recense les couvertures du sol en Europe et dans les pays d'Afrique du Nord. Parmi les 44 classes de CORINE LAND COVER nous avons associé les prairies à la seule catégorie des surfaces enherbées denses composées principalement de graminées, non incluses dans un assolement et principalement pâturées (mais dont le fourrage peut être récolté mécaniquement). Différentes informations peuvent être obtenues à partir de cette basse de données. Elles sont disponibles de 25 ha à 2.5 ha par pixel. Nous avons travaillé à la

résolution de 2.5 ha. Cette information a été fournie en format vectoriel (grâce au logiciel ©*ArcInfo*). Pour chaque polygone, on dispose d'une série de champs d'information dans lesquels se trouve le code correspondant aux différents types de couverture du sol.

Pour obtenir l'information de couverture du sol de chaque région, on a fait le couplage vectoriel entre les fenêtres d'étude et le vecteur CORINE LAND COVER. On a répété ce processus pour toutes les fenêtres dans toutes les RF choisies (Figure 1.3.1.2). Finalement, à partir du traitement de la base de données, on a calculé la proportion X_i^k de chaque couverture du sol pour chaque région et pixel (cell) d'un kilomètre carré (cf. Eq. 5).

Pour réaliser la désagrégation des données satellitaires à partir du capteur VEGETATION (1km x 1km), on a adapté le modèle développé par Faivre et Fischer (1997) sur un format de programmation spécifique (grâce au logiciel ©*Matlab*). Ce modèle requiert deux fichiers d'entrée qui fournissent l'information nécessaire pour obtenir en sortie la réponse pure de chaque type de couverture du sol à l'intérieur d'un pixel de 1 km^2 (R_i^k) :

a) la proportion des types de couverture ($X_i^{a,b,c}$). Pour le cas particulier des fenêtres de 5x5 pixels utilisées, une matrice de dimension A x B a été générée, où A correspond au nombre de pixels (25) et B au nombre de types de couverture du sol à l'intérieur du pixel ;

b) les valeurs de réflectance spectrale des pixels mixtes correspondant à la fenêtre d'étude. Une matrice de A x D x E dimensions a été générée, où D correspond au nombre de bandes spectrales (rouge, proche infrarouge et infrarouge moyen) et E au nombre de dates analysées (26 images journalières maximum).

À partir de ces données, il est possible de générer, pour chaque date et chaque bande spectrale, la valeur de la réflectance moyenne (theta prairie) et la valeur de la variance d'estimation subpixel (σ prairie).

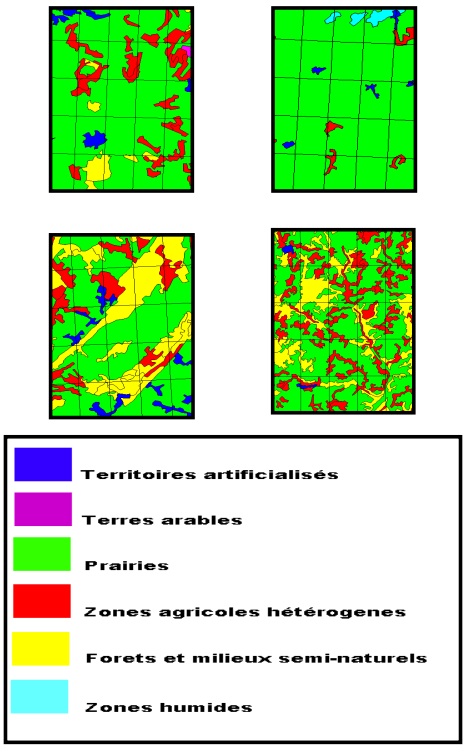


Figure 1.3.1.2 : Exemple d'occupation du sol déduite de la classification CORINE LAND COVER pour quatre RFs

1.3.1.2 Filtrage de données satellitaires

À partir des 'signatures pures' correspondant à la prairie, on a procédé à l'élimination des valeurs considérées comme aberrantes, en raison principalement de problèmes de correspondance spatiale ou de contamination des pixels par des résidus nuageux ou l'atmosphère. Pour faire ce filtrage de données, trois outils différents sont utilisés :

a) le rapport entre la valeur moyenne correspondant à la prairie pure (theta prairie ou θ_p) et l'écart type (σ_p) estimée pour le même modèle d'estimation subpixel (CV) comme un indicateur de la variabilité spatiale des pixels :

$$CV = \frac{\sigma_p}{\theta_p} \qquad \text{[Eq. 6]}$$

b) le pourcentage de pixels nuageux (PCF) à l'intérieur des zones d'étude fourni comme information de base avec les données VEGETATION ;

c) l'existence d'une diminution significative de la valeur S_{10} par rapport aux valeurs précédente et suivante.

De cette manière, on a établi comme critères pour l'élimination des données : un CV supérieur à 10%, un PCF supérieur à 20% ou une différence d'au moins de 20% avec la valeur décadaire précédente et suivante.

En conséquence, 169 dates * RF ont été éliminées en utilisant cette méthode de filtrage ce qui nous a permis de travailler avec un total de 878 dates * RF (284 pour l'année 1998, 269 pour l'année 1999 et 325 pour l'année 2000).

1.3.1.3 Obtention des données élaborées

Une fois obtenue la signature correspondant à la 'prairie pure' à partir des données satellitaires mixtes et après passage par le filtre, deux types de données ont été obtenues à partir des synthèses maximales décadaires : les réflectances dans les bandes VEGETATION et des indices de végétation calculés à partir de ces mêmes réflectances. Pour les bandes spectrales, nous avons considéré le canal bleu (B_0), le canal rouge (B_2), le canal infrarouge prochain (B_3) et le canal moyen infrarouge (B_4). L'usage d'indices étant supposé mieux expliquer certaines caractéristiques structurelles et fonctionnelles de la végétation comme la biomasse et le LAI (par exemple Hatfield *et al.* 1984; Wiegand *et al.* 1985; Sellers 1985; Wanjura et Hatfield 1987; Baret et Guyot 1990; Wiegand *et al.* 1990; Bouman 1992; Lo Seen *et al.* 1995; Gilabert *et al.* 1996) ainsi que la productivité primaire nette (Law and Warning 1994 ; Chong *et al* 1993 ; Paruelo *et al.* 2000 (a)), nous avons testé les performances de plusieurs d'entre eux. En premier lieu, nous avons testé le plus classiquement utilisé dans la majorité des applications (le

NDVI) et ensuite d'autres plus élaborés comme : le SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index,* Huete 1988) ou le PVI (*Perpendicular Vegetation Index*, Richardson and Wiegand 1977) qui prennent en compte les avantages de la correction des effets du sol , et le SWVI (*Middle Inrared based NDVI, Cayrol et al.* 2000) ou le ARVI (*Atmosperically Resistant Vegetation Index,* Kaufman and Tanré 1992) qui diminuent les effets résiduels des corrections atmosphériques (Tableau 1.3.1.3.1).

Index	Characteristics	Formula	Author/citation
NDVI Normalized Difference Vegetation Index	Sensible à la végétation verte.	NDVI= $\frac{B3-B2}{B3+B2}$	Rouse *et al.* 1974
PVI Perpendicular Vegetation Index	Prends en compte l'effet du sol nu.	PVI= $\frac{(B3-B2*1.2)}{\sqrt{1+1.2^2}}$	Richardson et Wiegand 1977
SAVI Soil Adjusted Vegetation Index	Minimise les effets secondaires du backscattering du sol. Bon suivi de l'évolution de la végétation et du sol	SAVI= $\frac{(B3-B2)}{(B3+B2+0.5)}(1.5)$	Huete 1988
SWVI Middle Infrared based NDVI	Réduit effet des aérosols sur le MIR que sur le Rouge	SWVI= $\frac{B3-B4}{B3+B4}$	Cayrol *et al.* 2000
ARVI Atmospherically Resistant Vegetation Index	Avec une dynamique similaire au NDVI mais moins sensible aux effets atmosphériques	ARVI= $\frac{B3-B0}{B3+B0}$ Si le facteur de correction atmosphérique est égal a 1	Kaufman et Tanré 1992

Tableau 1.3.1.3.1 : Indices de végétation utilisées dans le cadre du travail du Chapitre 3

Finalement, il faut préciser que dans le cas des données correspondant à l'année 1998 (journalières P), les valeurs ont été composées à l'échelle décadaire à partir du calcul de la valeur maximale correspondant à la période de dix jours pour laquelle il y

avait des images (Holben 1986). Ceci permet de garder une certaine cohérence avec les données de 1999 et 2000 qui correspondent aussi à des synthèses décadaires.

1.3.2 Les données de croissance

Les simulations de production sont celles d'ISOP. Elles correspondent à des exécutions de STICS-Prairie. Les entrées du modèle comprennent des données météorologiques fournies par Météo France, des informations sur le sol fournies par l'INRA et les caractéristiques productives des systèmes prairiaux fournies par le SCEES, en tant que partie du système ISOP décrit plus haut (cf section 1.2.2).

Pour chaque RF, nous disposions des estimations journalières des variables qui prennent en compte les aspects productifs du système, c'est-à-dire l'indice foliaire (**LAI** – m^2 feuille/ m^2 sol), la biomasse sèche disponible (**MSEC** - kg de matière sèche par jour) et la production instantanée de matière sèche (**DMSEC** - différence entre les MSEC de deux jours consécutifs ($MSEC_t$ - $MSEC_{t-1}$)). Par ailleurs, des indicateurs de stress sont également disponibles : le stock d'eau disponible dans le sol (**RU** – en mm), l'indice de stress hydrique (**TURFAC** – défini par le rapport entre l'évapotranspiration réelle (ETR) et l'évapotranspiration maximale (**ETM**)) et l'indice de stress azoté (**INNS** – indice de nutrition azoté, calculé comme le rapport entre la teneur réelle en azote et le teneur en azote qui satisfait les besoins d'une croissance optimale (Lemaire et Salette 1984)).

Pour comparer les données de sortie du modèle STICS produites sur une base journalière avec les données du satellite (synthèse de 10 jours), il a été nécessaire d'ajuster la résolution temporelle des estimations du modèle. Dans ce but, nous avons décidé d'appliquer deux méthodes de synthèse identiques à celles qui ont été utilisées pour la composition de la donnée du satellite : composition maximale (sélection de la valeur maximale de la simulation du modèle pour la période de 10 jours considérée (DM)) et moyenne (sélection de la valeur moyenne de la simulation du modèle pour la même période (DY)) des données journalières.

1.3.3 Les données d'assimilation

Les modèles de fonctionnement les plus simples utilisés pour le forçage sont généralement basés sur un modèle d'efficience comme celui proposé par Monteith (1972) :

$$\Delta MS_j = \varepsilon_b * \varepsilon_{ij} * \varepsilon_c * RG \qquad \text{[Eq. 5]}$$

avec ΔMS_j = croissance en matière sèche du jour j (gMS.m^{-2}), ε_b = efficience de croissance (g.MJ^{-1}), ε_{ij} = efficience d'interception du rayonnement du jour j et ε_c = efficience climatique exprimant la proportion de PAR dans le rayonnement global RG.

Compte tenu des possibilités offertes par la télédétection ainsi que des moyens disponibles dans le cadre de ce travail de thèse, nous évaluerons dans le cas de la prairie les apports des techniques par forçage dans un modèle simple comme celui proposé par Monteith (1972). Ce modèle, basé sur l'efficience énergétique, nous permettra d'évaluer les différences de production obtenues en utilisant les différentes sources d'information (Figure 1.3.3.1) : 1) les états de croissance (LAI, ε_i) fournis par un modèle de croissance de la prairie (STICS) inclus dans un système d'information à l'échelle de la région fourragère (ISOP), et 2) les estimations de LAI fourni par la signature spectrale 'prairie' fournis par la capteur VEGETATION.

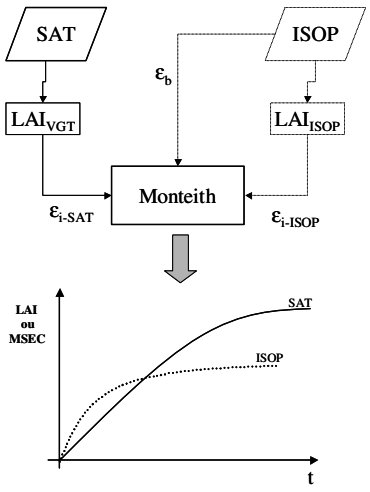


Figure 1.3.3.1 : Représentation schématique du processus d'assimilation mis en œuvre. VGT= Information provenant du capteur VEGETATION. ε_i = f (LAI)

Pour pouvoir estimer la croissance en matière sèche, on a donc calculé ou utilisé les suivantes variables :

a) *RG (rayonnement global)* : on a utilisé des mesures directes obtenues à partir des stations météorologiques Météo-France et interpolées à l'échelle de la Région Fourragère pour les années 1999 et 2000 dans le cadre du système ISOP. Ainsi, on a disposé pour ce travail de données journalières pour chacune des treize RF.

b) ε_c (efficience climatique) : cette valeur peut varier entre 0.42 dans le rayonnement direct et 0.65 dans le rayonnement diffus, avec une moyenne de 0.5 (Ross, 1975). Pour ce travail, une valeur moyenne de 0.48 a été choisie (Varlet-Grancher *et al.* 1982).

c) ε_b (efficience de croissance) : elle est définie comme le facteur de conversion entre la quantité de rayonnement interceptée ou absorbée par un couvert végétal et la quantité de biomasse produite. Malgré une grande variabilité liée à la croissance aérienne/totale, elle est généralement considérée constante pour de longues périodes de temps (saison) et en conditions pédoclimatiques non limitantes (Laguette 1997). Il existe également certaines contraintes comme la température, la teneur en azote et la teneur en eau qui peuvent modifier cette valeur. Dans ce travail, on a considéré une valeur de 1.8 (g/MJ_{PAR}) pour la saison de croissance (février – octobre) (Gosse *et al.* 1986 ; Duru *et al.* 1995 ; Belanger *et al.* 1992).

d) ε_{ij} (efficience d'interception du rayonnement) : cette valeur peut être estimée directement en mesurant les composantes du bilan radiatif. Cependant, du fait de la difficulté de la mesure, plusieurs méthodes indirectes ont été mises en place pour l'estimer de manière plus simple. L'une des solutions usuelles consiste à utiliser l'indice foliaire (LAI) pour estimer l'efficience dans le formalisme de Monteith (Monteith 1981) :

$$\varepsilon_i = \varepsilon_{i\max}(1 - e^{-kLAI}) \qquad \text{[Eq. 7]}$$

où $\varepsilon_{i\max}$ est la valeur d'interception maximale de ε_i pour un couvert dense, *k* le coefficient d'extinction du rayonnement dans le couvert végétal (0.55) et LAI, l'indice foliaire (Varlet-Grancher *et al.* 1989).

Dans notre cas, le LAI sera fourni soit par le modèle STICS (LAI_{isop}) ou soit par inversion des données de reflectance (LAI_{vgt}).

CHAPITRE 2 : Désagrégation de l'information à l'échelle intra pixel

L'utilisation du modèle aléatoire de désagrégation des données (Faivre et Fischer 1997) nous a permis de calculer, pour chaque date et chaque bande spectrale à l'intérieur des différentes RFs, la réponse correspondant à chacune des cultures pures. Comme exemple, il est présenté les sorties du modèle de désagrégation pour les données acquises pour la région fourragère 7315, la première décade de juin 1999, pour la bande spectrale B_3 (Tableau 2.1).

RF/pixel	**% Prairie**	**% Forêt**	**% Divers**	**Valeur B_3 (CN)**
7315-01	67,60	0,00	32,40	170
7315-02	86,74	0,00	13,26	173
7315-03	28,27	0,00	71,73	159
7315-04	25,90	13,54	60,55	154
7315-05	73,93	15,89	10,18	169
7315-06	38,39	0,00	61,61	173
7315-07	89,22	0,00	10,78	171
7315-08	87,05	0,75	12,20	156
7315-09	58,08	16,36	25,57	156
7315-10	20,60	64,54	14,86	150
7315-11	13,41	37,03	49,56	126
7315-12	81,35	7,15	11,50	157
7315-13	53,22	29,18	17,60	117
7315-14	79,12	3,07	17,81	148
7315-15	82,16	1,09	16,75	144
7315-16	0,00	88,53	11,47	147
7315-17	8,78	50,91	40,30	117
7315-18	39,66	53,71	6,64	151
7315-19	13,51	84,23	2,26	136
7315-20	69,28	30,72	0,00	143
7315-21	0,00	89,69	10,31	147
7315-22	0,00	59,66	40,34	141
7315-23	0,00	64,64	35,36	148
7315-24	0,00	82,91	17,09	149
7315-25	8,76	71,83	19,41	139
THETA				
Prairie				134
Forêt				149
Divers				136

SIGMA	
Modèle	31
Prairie	06
Forêt	0,00
Divers	0,00

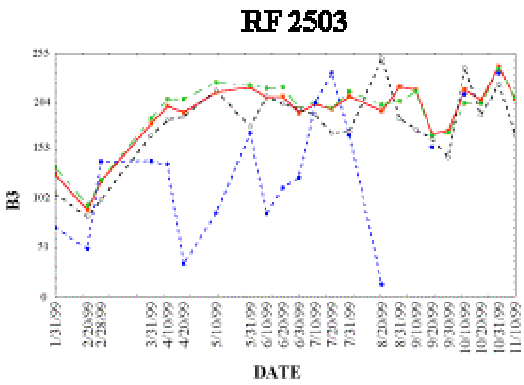
Tableau 2.1 : Sorties du modèle 'subpixel' correspondant à la première décade de juin 1999 pour la bande spectrale B_3

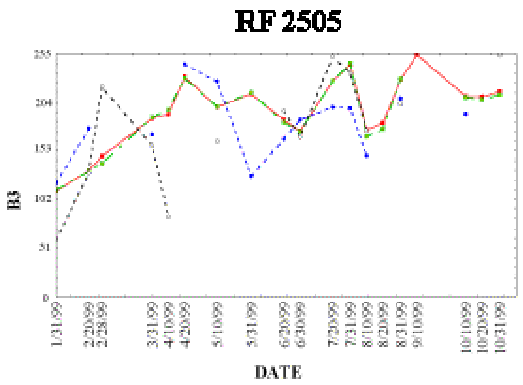
Pour ce cas particulier, et à titre d'exemple, il est possible de calculer la valeur moyenne de B_3 pour les 25 pixels (= 149), à comparer à l'estimation obtenue en considérant le pixel comme un couvert homogène de prairie (theta = 134) ou de forêt (= 149). La valeur de sigma (σ), pour le modèle ou pour chacun des thèmes (types de couverture du sol) nous permet en outre d'apprécier la variance spatiale de l'estimation de θ. Par exemple, les résultats de l'exemple ci-dessus présentent une faible variabilité spatiale à l'intérieur de la fenêtre d'étude de 25 pixels aussi bien par le modèle général que pour les autres thèmes étudies.

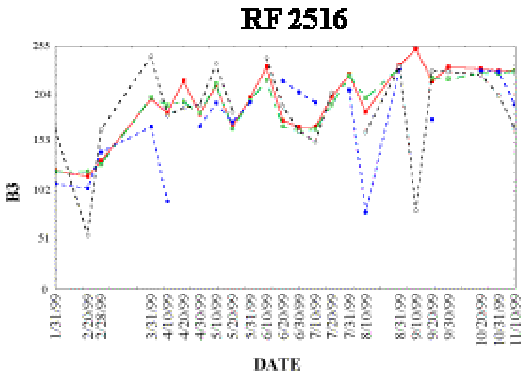
Les valeurs de *theta* obtenues à partir de cette technique ont été utilisées. Le modèle aléatoire, à la différence du modèle simple, nous permet de connaître la valeur de la variance spatiale et de cette manière d'apprécier le comportement spatial de la variable (*sigma*). L'estimation de cette dernière a été utilisée principalement pour filtrer les mauvaises données (chapitre 1 : section 1.3.1.2).

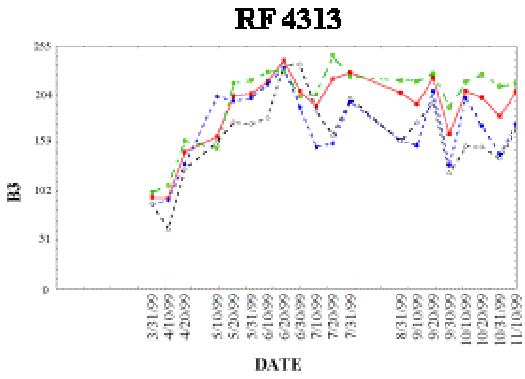
2.1 Analyse de résultats

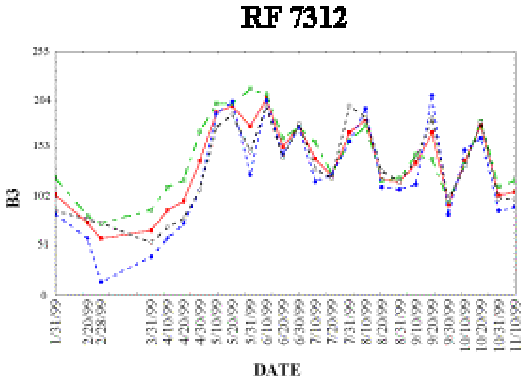
Pour comprendre l'effet de la désagrégation, l'évolution décadaire de la bande 3 (proche infrarouge) du capteur VEGETATION (PIR ou B_3) au cours de l'année 1999, pour les treize RF sélectionnées, est présentée dans la figure 2.1.1.

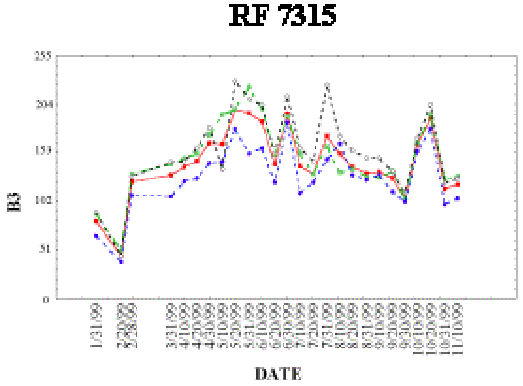

RF 2503
B3
DATE

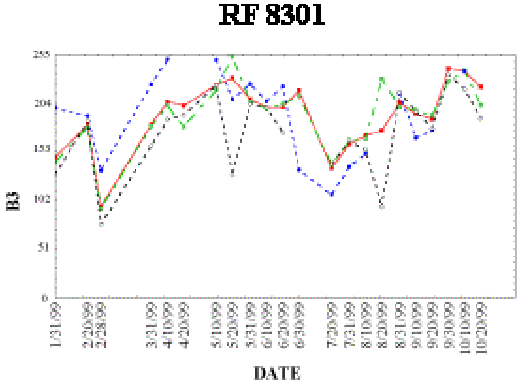

RF 2505
B3
DATE

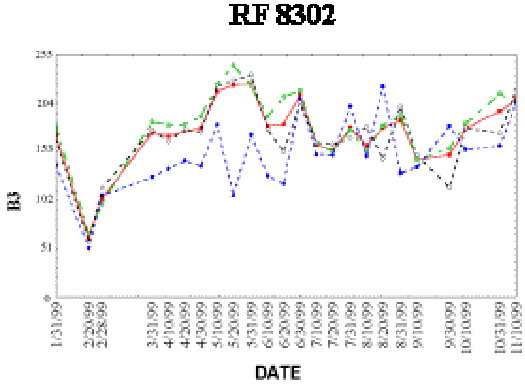

RF 2516
B3
DATE


RF 4313
B3
DATE


RF 7312
B3
DATE


RF 7315
B3
DATE


RF 8301
B3
DATE


RF 8302
B3
DATE

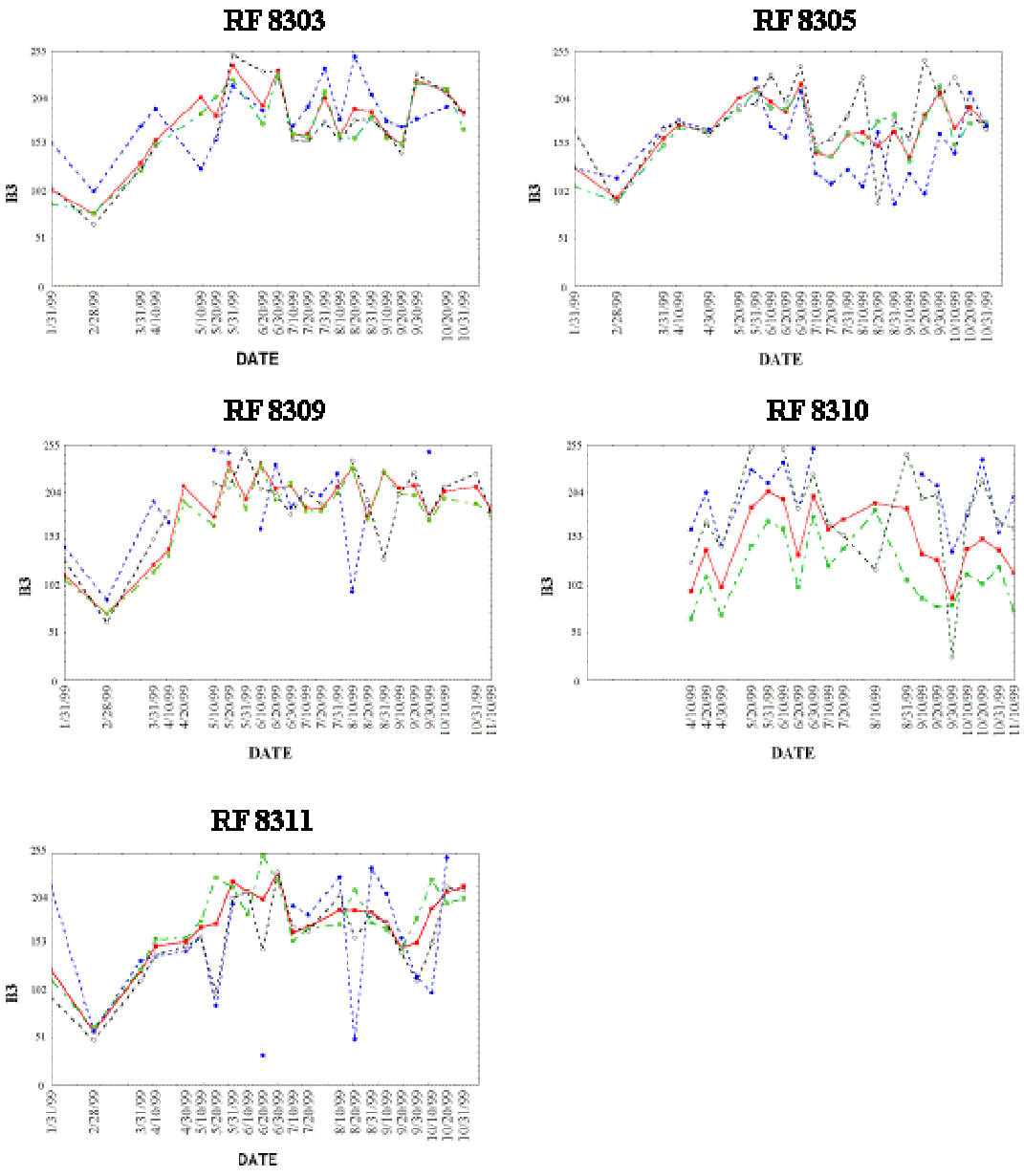


Figure 2.1.1 : Evolution temporelle de la réflectance acquise dans la bande spectrale B_3 (proche infrarouge) pour chaque RF: ( ) Moyenne de 25 pixels; ( ) Prairie; ( ) Culture accompagnant; ( ) Autres cultures

Si l'on ne considère que l'évolution des valeurs moyennes des 25 pixels de chaque RF (ligne rouge sur la figure 2.1.1), nous observons que la RF 2503 présente des valeurs minimales le 28/2/99. À partir de cette date, la valeur radiométrique de B_3 augmente jusqu'à sa valeur maximale le 31/3/99, où le point d'inflexion de

l'augmentation a lieu, jusqu'à arriver à un plateau à la fin de mai de l'année 1999. Ce plateau est assez stable, vis-à-vis des valeurs de PIR, pendant la période considérée, et ce jusqu'à la fin octobre 1999. Dans le cas de la RF 7312, l'augmentation des valeurs radiométriques commence à la fin février avant d'atteindre un plateau à la même date que pour la RF 2503. La variabilité des valeurs radiométriques pendant cette période est très grande. Finalement, et à titre d'exemple, la RF 8311 présente une étape moins accentuée d'augmentation exponentielle que les régions précédentes, avant que le plateau ne soit atteint mi-juin 1999 (20 jours plus tard que pour les régions précédentes). Contrairement aux précédentes, cette région présente deux variations importantes pendant le développement du plateau. Pourtant, on observe une très forte variabilité des caractéristiques spectrales qui décrivent la croissance des différentes régions fourragères, ce qui représenterait, au cas où ces variations sont effectivement associées au développement des prairies, un très bon indicateur de la croissance et de la variabilité du fourrage disponible.

Cependant, quelle peut être la pertinence d'utilisation des valeurs radiométriques moyennes des pixels de la région alors que la prairie n'est pas présente à 100% sur tous les pixels ? Leur représentativité peut être évaluée à travers la comparaison des courbes moyennes (décrites précédemment) et des courbes correspondant à la réponse des cultures pures à partir du modèle subpixel (prairie, culture accompagnent plus importante à l'intérieur des RF et autres cultures considérées conjointement). De cette manière, il est possible d'apprécier d'éventuelles sous- ou sur- estimations importantes de la réponse d'une bande spectrale comme le proche infrarouge pour les prairies, résultant de l'influence : a) de la proportion de la prairie à l'intérieur du pixel, b) du type de culture accompagnant à l'intérieur du pixel, et c) la proportion de la culture accompagnant. En général, toutes les RFs ont montré une bonne correspondance dans l'évolution temporelle des valeurs radiométriques de PIR par rapport aux valeurs calculées à partir de la moyenne pixellaire (Moyenne) et aux valeurs de la prairie pure (Prairie), les valeurs des coefficients de corrélation variant entre 0.87 et 0.99 (Tableau 2.1.1).

FR	PP (%)	CULTURE ACCOMPAGNANT/ (%)	r
2503	80	Cultures complexes / 0.07	0.97
2505	96	Turbe / 0.02	0.99
2516	85	Cultures complexes / 0.11	0.97

4313	57	Forêts de conifères / 0.20	0.95
7312	50	Forêts / 0.26	0.94
7315	41	Cultures complexes / 0.35	0.95
8301	69	Cultures complexes / 0.13	0.90
8302	60	Cultures complexes / 0.16	0.97
8303	54	Cultures complexes / 0.15	0.95
8305	55	Cultures complexes 0.17	0.93
8309	85	Agriculture / 0.07	0.99
8310	59	Forêts de conifères / 0.15	0.89
8311	60	Agriculture / 0.15	0.87

Tableau 2.1.1: Valeurs des coefficients de corrélation (r) entre les valeurs radiométriques correspondant à la moyenne pixellaire et à de la prairie pure. PP= Proportion de prairie à l'intérieur de la RF ($p < 0.05$)

A l'évidence, la forte corrélation obtenue est due à la prédominance des prairies dans les différentes régions, ce qui explique que la réponse intégrée résulte en grande partie de l'effet des prairies. Il est ainsi possible d'observer des variations importantes dans la proportion des prairies (41 à 96% de la zone pilote à l'intérieur de chaque RF) ainsi que dans la proportion et le type de culture accompagnant (Tableau 2.1.1).

RF	NOMBRE DE COUVERTURES DU SOL (thèmes)	% PRAIRIE	Culture Accompagnant	
			%	Type
2503	6	80.3	6.6	SCPC
2505	3	96.1	2.0	T
2516	6	84.5	10.5	SCPC
4313	8	57.0	20.1	FC
8301	5	69.2	03.1	SCPC
8302	4	59.7	15.8	SCPC
8303	6	54.2	14.7	SCPC
8305	5	55.2	17.2	SCPC
8309	4	85.0	6.7	SAEN
8310	7	59.4	14.9	FC
8311	6	59.8	15.3	SAEN

Tableau 2.1.2: Fenêtres d'étude pour évaluer le nombre de thèmes. SCPC= Systèmes culturaux et parcellaires complexes, T= Tourbières, FC= Forets de conifères et SAEN= Surfaces essentiellement agricoles interrompues par des espaces naturels importants

Dans le premier cas, où la proportion de prairie est la condition variable, plus grande est la proportion de prairies à l'intérieur de chaque fenêtre, plus grande est la

corrélation entre la moyenne des valeurs radiométriques sur l'ensemble des pixels et les valeurs estimées pour la prairie pure. Par exemple, les régions fourragères 2503, 2505 et 8309, présentent des valeurs de corrélation très élevées entre la valeur moyenne et la prairie pure (0.97, 0.99 et 0.99, respectivement) avec une proportion de prairies de 80, 96 et 85%, respectivement. Au contraire, les RFs représentant une surface de prairie inférieure – comme par exemple les RFs 8310 et 8311 (59 et 60% de prairies, respectivement) – affichent des valeurs de corrélation plus faibles tout en restant très significatives ($p < 0.001$; $r=0.89$ pour RF 8310 et $r=0.87$ pour RF 8311). La proportion des prairies de chaque zone pilote n'explique pas seule la forte corrélation entre les valeurs moyenne et les valeurs 'prairie pure' obtenues. Pour les fortes proportions comme pour la RF 2503 (PP= 96%) on obtient une correspondance presque parfaite entre les valeurs absolues de ces deux variables. En revanche, pour la RF 8310 les valeurs estimées de prairie pure sont quasi-systématiquement inférieures aux valeurs 'moyenne'. Pour la RF 8302 (PP=66%), c'est l'inverse. Aussi l'analyse des différences entre courbe 'moyenne' et courbe 'prairie pure' doit prendre en compte la culture accompagnant principale.

Considérons plus particulièrement l'effet de la culture accompagnant, illustré par deux RFs ayant la même proportion de prairie (environ de 60%): RF 8302 et 8310. Malgré leur signification différente de la variabilité spatiale des variables ($r = 0.97$ contre 0.89, respectivement), il est possible d'observer des différences dans les valeurs absolues parmi les courbes des prairies, moyenne et culture accompagnent. La RF 8302 présente toujours des valeurs similaires entre la prairie et la moyenne, celles de la culture accompagnant étant systématiquement inférieures; il s'agit des cultures complexes avec 15%. Au contraire, la RF 8310 est couverte par 16% de forêts de conifères. Les différences spectrales entre les deux sont évidentes. Les cultures complexes exhibent toujours des valeurs de B_3 très inférieures à celles de la prairie (RF 8302), au contraire des forêts qui présentent toujours des valeurs supérieures à celles de la prairie.

Par conséquent, si l'on considère une région constituée de cultures complexes, le résultat de l'évolution temporaire du proche infrarouge ne change pas trop; si au contraire la région est constituée d'un petit pourcentage de forêts, on peut alors sous-estimer la valeur des prairies en utilisant les moyennes des valeurs de B_3. Il en découle

une incapacité à étudier l'évolution spatiale et temporelle de la région à l'échelle nationale.

De cette manière, on a constaté l'importance d'obtenir des valeurs correspondant à la prairie pure à l'intérieur des pixels de 1 km^2 où la réponse moyenne peut être très différente en raison du niveau d'agrégation de l'occupation du sol à l'intérieur de chaque pixel.

2.2 Effet de la paramétrisation de l'information sur la qualité de la désagrégation

Une fois estimées toutes les valeurs correspondant à chacune des composantes pures (R_i^k) ainsi que la variance associée, on a évalué la fiabilité du modèle en fonction de la variation de deux paramètres caractéristiques du pixel mixte : i) le nombre de composantes (k) à l'intérieur du pixel d'étude, ii) la proportion relative de chacun des thèmes (X_i)

I) dans les différentes régions d'étude, il est possible de trouver un nombre variable de thèmes (c'est-à-dire de types de couverture de sol) à l'intérieur d'une surface de 1 km^2, comme c'est le cas pour un pixel du capteur VEGETATION (Figure 2.2.1).

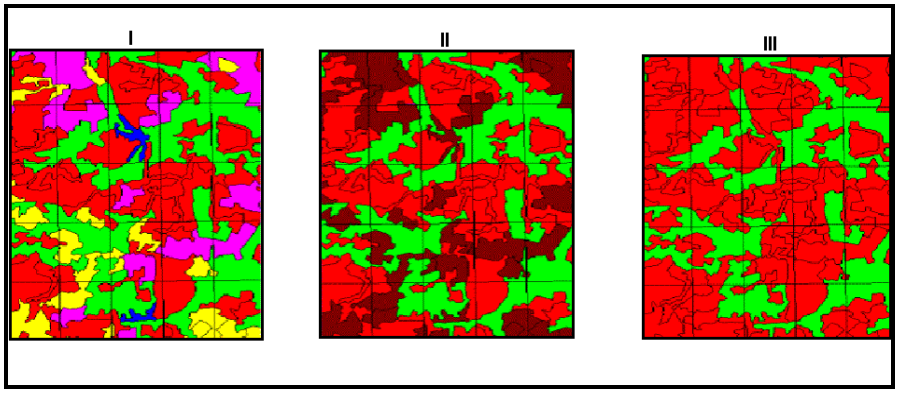


Figure 2.2.1: Différents nombres de thèmes à l'intérieur d'une fenêtre de 5 x 5 km^2. I = 4 thèmes, II = 3 thèmes et III = 2 thèmes

Comme il apparaît sur la figure, le nombre de thèmes, qui représentent les composantes du modèle subpixel, peut être très variable et peut ainsi modifier la capacité du modèle subpixel à estimer la valeur radiométrique propre à chaque thème. En conséquence, il a été nécessaire d'évaluer la stabilité du modèle par rapport aux variations du nombre de thèmes (ou classes).

II) à l'intérieur de chaque pixel, indépendamment de leur nombre, la proportion de chaque thème peut être très variable (Figure 2.2.2) et par conséquent modifier la capacité du modèle à estimer les variables subpixel.

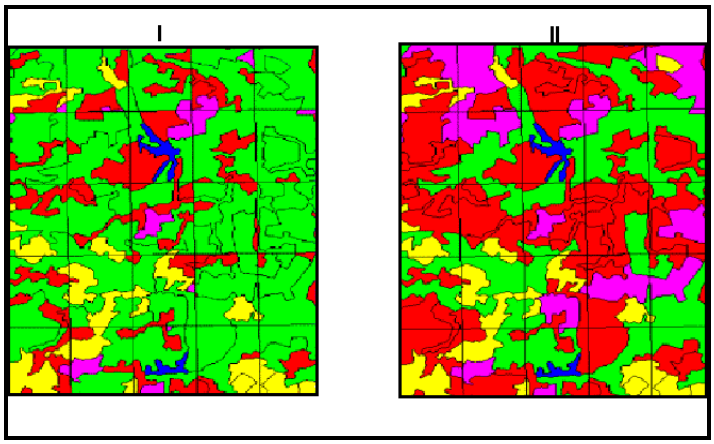


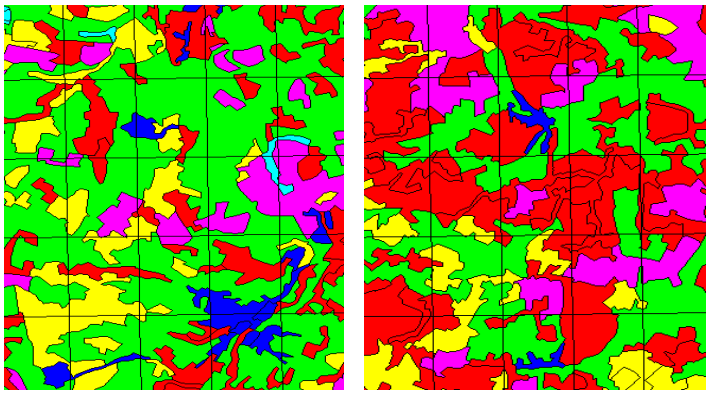
Figure 2.2.2: Variation dans la proportion de chaque thème à l'intérieur des pixels d'une fenêtre de 5 x 5 km^2. I= 5 thèmes avec 60% prairie (couleur verte) et II= 5 thèmes avec 30% prairie

Pour les deux différentes évaluations à étudier, d'extraction des données différentes ont été faites :

I) l'effet du nombre de thèmes a été étudié en choisissant comme fenêtre onze RF présentant une variation importante de la proportion de prairie (cf. Figure 1.1.2) ayant un nombre de thèmes variable et des cultures accompagnantes majoritaires variables (Tableau 2.2.1). On a alors

comparé l'estimation faite à partir de trois thèmes (prairie, culture accompagnant majoritaire, et autres thèmes groupés sous l'appellation "divers") à celle obtenue en considérant tous les thèmes présents à l'intérieur de la fenêtre ou zone d'étude.

II) l'effet de la proportion des classes a été estimé en choisissant deux zones d'étude à l'intérieur de la région fourragère 8302. Une zone à forte proportion de prairie (59.7%) (zone A) et une zone à basse proportion (31.4%) (zone B) (Figure 2.2.3).



A B

Figure 2.2.3: Deux fenêtres de la RF 8302 choisie pour leur différentes proportions de prairies. A: 59.7 % de prairies (vert) ; B: 31.4% de Praires (vert)

2.2.1 L'effet du nombre de thèmes

En utilisant toute l'information disponible pour l'année 1998 (772 données = 193 images filtrées (correspondant à 11 régions fourragères et 26 dates) x 4 bandes spectrales), on a comparé, pour chaque bande spectrale, les valeurs de réflectance obtenues en ne considérant que trois thèmes (theta prairie, theta de la culture d'accompagnement majoritaire et theta divers) ou bien l'ensemble des thèmes (8 maximum), à l'intérieur de la fenêtre d'étude. On a trouvé qu'il n'y avait pas une

différence significative des résultats entre ces trois approches (Figure 2.2.1.1). Malgré la forte corrélation des estimations, il existe des points singuliers qui s'éloigne de la bissectrice.

Pour trouver une explication à ces écarts, on a cherché à savoir si ces points correspondaient à une caractéristique particulière (en termes de RF, date ou bande spectrale). Pour cela, on a enlevé successivement des groupes de données du total (par exemple toutes les données d'une RF particulière) avant de recalculer le modèle de régression global.

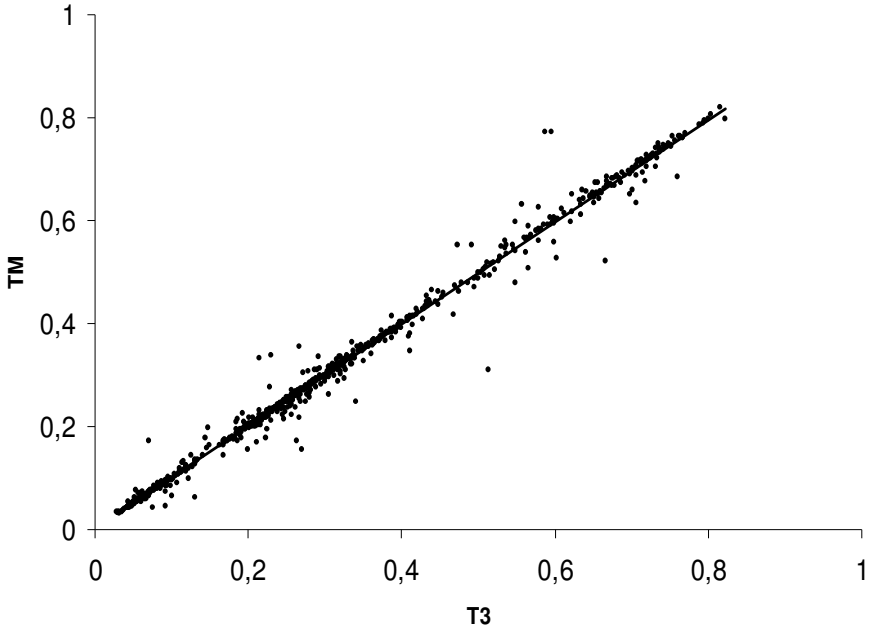


Figure 2.2.1.1 : Relation entre l'estimation *theta*-prairie à partir de 3 thèmes (T3) ou à partir du nombre total de thèmes (TM) (n=772 : r^2=0.9898 : y=0.994x + 0.0007)

On a trouvé qu'à l'exception de la RF 8303, pour laquelle on a trouvé aussi de très bonnes résultats, toutes les RF présentent un niveau de corrélation très fort et significatif (Tableau 2.2.1.1).

RF	RI		Re	
	n	r	n	r
2503	80	0.999	694	0.994
2505	52	0.999	720	0.994
2516	36	0.999	736	0.994

4313	64	0.998	708	0.994
8301	80	0.999	692	0.994
8302	76	0.999	696	0.994
8303	72	0.954	700	0.999
8305	84	0.998	688	0.994
8309	88	0.999	684	0.994
8310	68	0.997	704	0.994
8311	72	0.999	700	0.994

Tableau 2.2.1.1: Valeurs du coefficient de corrélation (r) entre les valeurs de theta estimées pour les prairies avec différents nombres de thèmes à l'intérieur des pixels lorsque les RF sont prises isolément (RI) et lorsqu'elles ne sont pas prises en compte dans le modèle général (RE). n est le nombre de données

Avec le même objectif, l'extraction d'une bande spectrale particulière n'a pas induit une modification importante dans les résultats globaux (Tableau 2.2.1.2).

Bande	***RI***		***RE***	
	n	r	n	r
2	193	0.94	579	0.991
3	193	0.96	579	0.995
4	193	0.88	579	0.995
NDVI	193	0.96	579	0.994

Tableau 2.2.1.2: Valeurs du coefficient de corrélation (r) entre les valeurs de theta estimées pour les prairies avec différents nombres de thèmes à l'intérieur des pixels lorsque les bandes spectrales sont prises isolément (RI) et lorsqu'elles ne sont pas prises en compte dans le modèle général (RE). n est le nombre de données

De la même manière, la suppression d'une date d'acquisition particulière n'a pas produit une différence significative (Tableau 2.2.1.3).

MOIS	***RI***		***RE***	
	N	R	N	R
Avril	40	0.998	732	0.994
Juin	124	0.998	648	0.993
Juillet	132	0.992	640	0.995
Août	476	0.993	296	0.996

Tableau 2.2.1.3: Valeurs du coefficient de corrélation (r) entre les valeurs de theta estimées pour les prairies avec différent nombre de thèmes à l'intérieur des pixels

lorsque les dates sont prises isolément (RI) et lorsqu'elles ne sont pas prises en compte dans le modèle général (RE). n est le nombre de donnée

De cette manière, il a été possible de démontrer que le modèle de désagrégation a démontré une très bonne stabilité de l'estimation des réflectances vis-à-vis du nombre de classes d'occupation des sols pris en compte indépendamment de la proportion des différents types d'occupation du sol à l'intérieur du pixel.

2.2.2 L'effet de la proportion des thèmes

Le modèle général de régression montre un coefficient de corrélation de 0.951 (n=76 ; p<0.001) pour la relation entre la valeur de theta-prairie, estimée pour la zone A (59.7% de praire) et la zone B (31.4% de prairie) à l'intérieur de la même RF (Figure 2.2.2.1). Cela signifie que pour deux zones pilotes d'une même région fourragère, présentant des différences importantes dans la proportion des thèmes à l'intérieur du pixel, l'estimation faite pour la réponse de la prairie pure n'a pas été très différente.

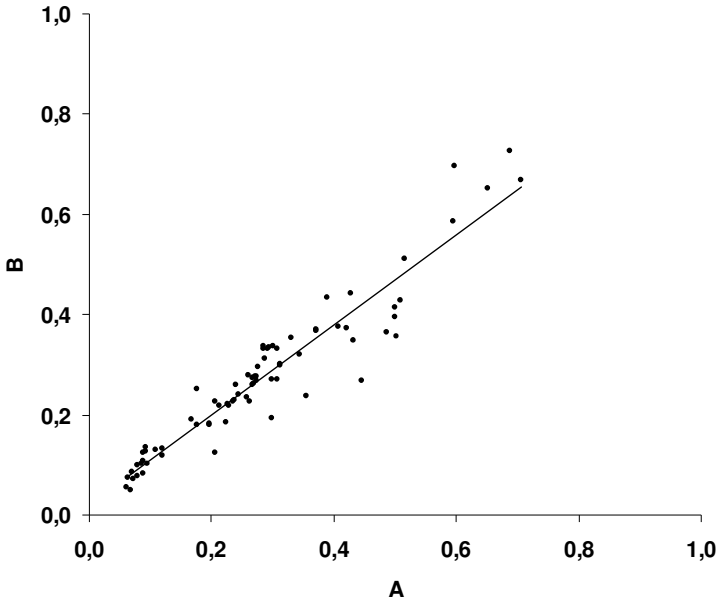


Figure 2.2.2.1 : Relation entre l'estimation theta-prairie à partir de la zone A ou à partir de la zone B pour toutes les dates et toutes les canaux (n=76 : r^2=0.9037 : y=0.9007x + 0.0195)

Avec les mêmes objectifs que dans la partie 2.2.1 (étudier la variabilité spatiale et temporelle de la réponse) on a évalué, à travers la méthode 'leave one-out' l'effet de l'extraction, parmi l'ensemble des données, d'une bande spectrale ou d'une date particulière sur la réponse globale de la relation entre la valeur de theta estimée pour les zones A et B. L'extraction des bandes spectrales (Tableau 2.2.2.1) n'a pas produit de différences significatives si on compare les valeurs de RE correspondant à la valeur de corrélation qui correspond à l'extraction de chaque bande spectrale du nombre total de données analysées. Par contre, et contrairement aux résultats présentés dans la section 2.2.1, les valeurs de corrélation correspondant à chaque bande séparément (RI) ont eu des différences considérables par rapport à la relation générale, et surtout les bandes R et MIR. Dans le cas des dates (Tableau 2.2.2.2), on n'a pas trouvé de changements importants dans ces relations pour aucun mois en particulier.

Bande	***RI***		***RE***	
	n	r	n	r
2	19	0.70	59	0.912
3	19	0.85	59	0.954
4	19	0.71	59	0.958
NDVI	19	0.86	59	0.940

Tableau 2.2.2.1: Valeurs de corrélation entre la zone A et B pour les différentes bandes spectrales lorsque les bandes spectrales sont prises isolément (RI) et lorsqu'elles ne sont pas prises en compte dans le modèle général (RE)

MOIS	***RI***		***RE***	
	N	R	N	R
Avril	4	0.99	74	0.945
Juin	12	0.99	64	0.928

Juillet	14	0.94	64	0.955
Août	48	0.91	28	0.982

Tableau 2.2.2.2: Valeurs de corrélation entre la zone A et B pour les différentes mois lorsque les dates sont prises isolément (RI) et lorsqu'elles ne sont pas prises en compte dans le modèle général (RE)

Il a été constaté, à partir de ces analyses, qu'aussi pour les conditions très variables dans la proportion des prairies, le modèle de Faivre et Fischer (1997) donne une certitude acceptable pour continuer a travailler dans la grande variabilité des situations qu'on peut trouver a l'échelle nationale en France.

2.3 Représentativité des fenêtres d'étude

Pour étudier la variabilité spatiale de la réponse spectrale à l'intérieur de chaque région fourragère choisie, on a utilisé les variables de sortie que le modèle de désagrégation fournit : *theta* (θ) et *sigma* (σ).

Pour cela, neuf fenêtres ont été échantillonnées pour chaque RF sur laquelle le modèle 'subpixel' a été appliqué. Pour chaque bande spectrale, le modèle 'subpixel' décrit la réponse sur un pixel *i* par

$$Y_i = \sum_{k=1}^{p} X_{ij}\theta_{ij} + \varepsilon_i \qquad \text{[Eq. 8]}$$

$$\theta_{ik} \approx N(\theta_k, \sigma_k^2) \text{ et } \varepsilon_i \approx N(0, \sigma_e^2) \qquad \text{[Eq. 9]}$$

où Y_i est la réponse spectrale observée sur le pixel *i* ; X_{ik} est le pourcentage du thème *k* sur le pixel *i* ; *k*=1,…, *p* correspond aux différents thèmes; θ_k est la réponse moyenne du thème *k* sur la fenêtre; θ_{ik} est la réponse du thème *k* sur le pixel i ; σ_k^2 est la variabilité de la réponse du thème *k* sur la fenêtre.

Les estimations $\hat{\theta}_k$ et $\hat{\sigma}_k^2$ sont obtenues par une procédure itérative. D'après Faivre et Fischer (1997), on a $\hat{\theta}_k \approx N(\vartheta_k, S_k)$ avec $S_k = \left\{ \sum_{i=1}^{25} \frac{X_{ik}^2}{\sigma_\varepsilon^2 + \sum_{k=1}^{p} X_{ik}^2 \sigma_\varepsilon^2} \right\}^{-1}$. Si l'on s'intéresse aux prairies, thème majoritaire dans la région, les pourcentages de prairie par pixel X_{ik} sont assez élevés (X_{i1} proches de 1). De ce fait, en première approximation, on a pour le thème prairie :

$$(k=1) : \hat{\theta}_1 \approx N(\theta_1, \left\{ \sum_{i=1}^{25} \frac{X_{i1}^2}{\sigma_\varepsilon^2 + X_{i1}^2 \sigma_\varepsilon^2} \right\}^{-1}) \qquad \text{[Eq. 10]}$$

En considérant les pourcentages X_{i1} peu variables entre les pixels ($X_{i1}=X_1$), on peut approcher la variance de l'estimation de ϑ_1 par

$$Var(\hat{\theta}_1) \approx \left\{ \frac{25 X_1^2}{\sigma_\varepsilon^2 + X_1^2 \sigma_1^2} \right\}^{-1} = \frac{\sigma_\varepsilon^2 + X_1^2 \sigma_1^2}{25 X_1^2} = \frac{\sigma_1^2}{25} + \frac{\sigma_\varepsilon^2}{25 X_1^2} \qquad \text{[Eq. 11]}$$

En supposant une variance d'erreur σ_ε^2 faible (comparativement à σ_1^2), on a :

$$Var(\hat{\theta}_1) \approx \frac{\sigma_1^2}{25} \qquad \text{[Eq. 12]}$$

Disposant de neuf répétitions de ces estimations θ_{i1*r}, r=1,…,9 – où r représente une des neuf fenêtres échantillonnées dans la région, on peut calculer la variance empirique de ces neuf estimations $\hat{Var}(\hat{\theta}_{1*r}) \approx \frac{1}{8} \sum_{r=1}^{9} \left[\hat{\theta}_{1*r} - \bar{\theta}_1 \right]^2$ où $\bar{\theta}_1 = \frac{1}{9} \sum_{r=1}^{9} \hat{\theta}_{1*r}$ est la moyenne des estimations par fenêtre. On a par ailleurs :

$$Esp(\hat{Var}(\hat{\theta}_{1*r})) = \hat{Var}(\hat{\theta}_{1*r}) = \frac{1}{25} \sigma_1^2 \qquad \text{[Eq. 13]}$$

Disposant en outre des estimations des variances théoriques des σ_1^2 (fournies par le modèle 'subpixel' à l'aide de la procédure itérative), nous pouvons alors calculer la moyenne de ces estimations :

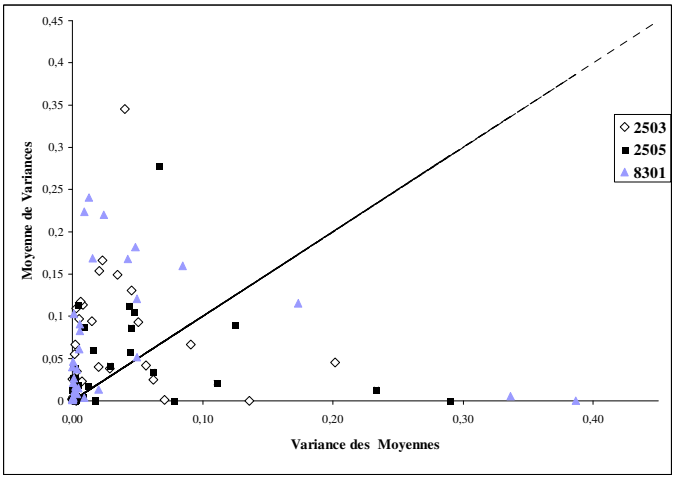
$$\sigma_1^2 = \frac{1}{9}\sum_{r=1}^{9} \hat{\theta}_{1*r}^2 \qquad \text{[Eq. 14]}$$

On a $Esp(\overline{\sigma}_1^2) = \sigma_1^2$ car, pour tout *r*, $Esp(\hat{\sigma}_1^2) = \sigma_1^2$. Ainsi, la variance des moyennes estimées est approximativement égale à la moyenne des variances estimées à un coefficient 25 près.

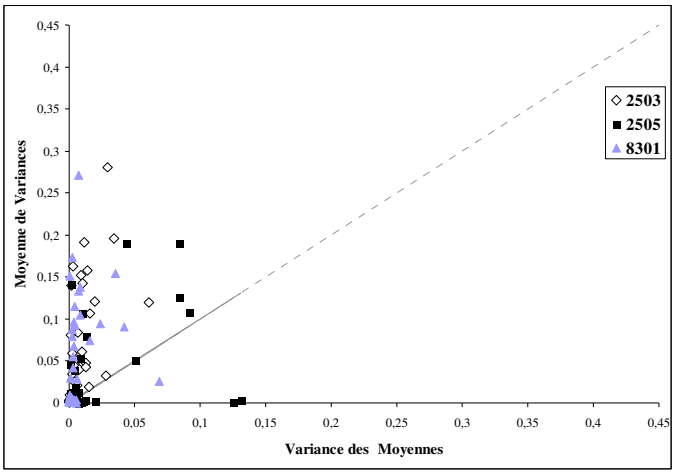
Le graphique des moyennes des variances pour les différentes bandes spectrales estimées en fonction des variances des moyennes estimées permet de juger du respect des hypothèses de représentativité d'une seule fenêtre pour toute la région (Figure 2.3.1). Lorsque les points s'éloignent de la droite 1:1, on s'écarte des hypothèses d'utilisation du modèle 'subpixel'. Si les points sont au-dessus de la bissectrice, cela signifie que les différentes fenêtres sont bien représentatives pour les moyennes mais que la variabilité n'est pas purement aléatoire. Agronomiquement, on interprète que les différentes pratiques culturaux génèrent une variabilité des réponses des prairies et que les pratiques sont uniformément reparties et les réponses moyennes sont peu variables car il y a peu de variations de conditions environnementales dans la région. Si par contre, les points sont au-dessous de la bissectrice, cela signifie que les différentes fenêtres n'ont pas la même réponse moyenne et que la variabilité des réponses moyennes n'est pas explicable uniquement par la variabilité due à l'échantillonnage. Agronomiquement, on interprète ce comportement par toutes les pratiques (générant la variabilité des réponses des prairies) sont différemment reparties sur la région, certaines sont localisées à tel endroit de la région, d'autres ailleurs. Les réponses moyennes différentes s'expliquent par des conditions environnementales différentes sur la région, celle-ci n'étant pas suffisamment homogène, vis-à-vis des pratiques et vis-à-vis du climat comme par exemple les régions semi-montagneuses ou, selon le versant, les pratiques peuvent être radicalement différentes.

De cette manière, les graphiques correspondant aux bandes B_0, B_2, B_3 et B_4 sont présentées (Figure 2.3.1) :

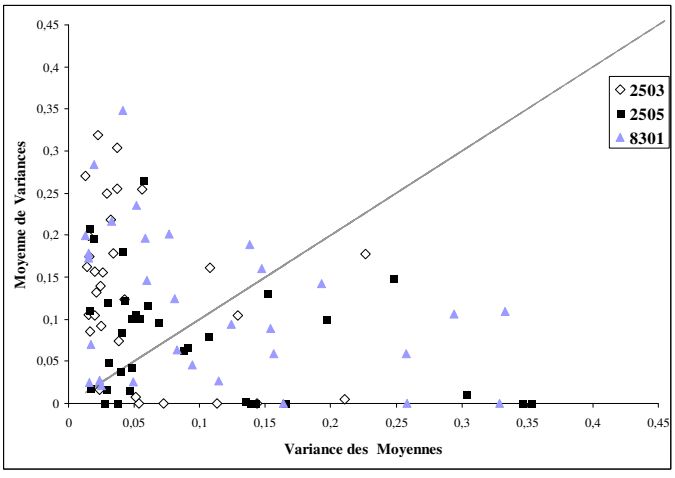
I) B_0



II) B_2



III) B_3



IV) B_4

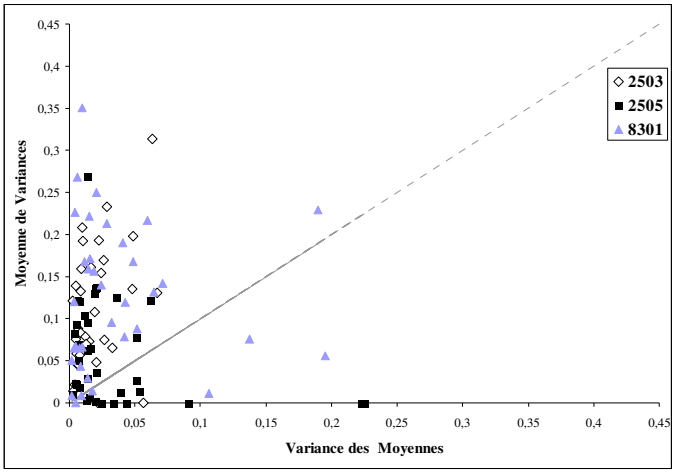


Figure 2.3.1 : Moyenne des variances (σ_1^2) en fonction de la variance des moyennes ($Var(\hat{\theta}_1)$) pour chaque bande spectrale

En analysant ces figures, il est possible d'observer une bonne représentation de toutes les zones à l'intérieur des bandes spectrales 2 et 4, et avec un peu plus de variabilité dans la variance des moyennes pour les bandes 0 et 3. Cependant, parmi les trois régions sélectionnées, la RF 8301 présente toujours des valeurs de variances moyennes plus fortes dans toutes les bandes spectrales, la plupart des points représentatifs se situant en dessous de la bissectrice. Cette réponse particulière de la RF 8301 peut être expliquée par la grande variabilité de la topographie dans cette région (zone de transition entre 150 et 500 mètres), qui implique que la représentativité d'une zone de 25 km^2 ne peut être que très faible pour l'ensemble de la RF. Par contre, dans les régions où la topographie n'est pas variable (RF 2503 et 2505), la représentativité des zones d'étude est très bonne.

2.4 Conclusions partielles

Tout d'abord il faut remarquer que l'utilisation d'estimation subpixel représente un outil très important pour connaître la réponse spectrale d'une culture pure à

l'intérieur de pixels mixtes, comme c'est le cas pour les données VEGETATION ou comme peut être pour des autres capteurs satellitaires comme NOAA-AVHRR ou MODIS. Pour les conditions particulières de la France où l'agrégation des cultures à l'intérieur d'un pixel de $1km^2$ est importante, l'extraction des données subpixel à l'échelle nationale résulte indispensable.

Aussi, il est très important de remarquer l'importance et l'utilité des données obtenues à partir de la plateforme SPOT4-VEGETATION. Elle offre la possibilité d'obtenir des informations à haute (10 mètres avec le capteur HRV) et basse résolutions spatiales ($1km^2$ avec VEGETATION) simultanément. Cette caractéristique confère au capteur VEGETATION un avantage unique par rapport aux autres capteurs disponibles.

Le modèle subpixel a démontré une haute performance dans des conditions très variables d'estimation, aussi bien pour des conditions très variables du nombre de thèmes et de leur proportion. En d'autres termes, indépendamment de la composition et de représentativité de la prairie à l'intérieur du pixel, l'estimation que l'on fait de la prairie a une signification importante.

Les conclusions faites par rapport à la représentativité des zones d'étude, ne sont bien évidemment que des pistes potentielles, étant donnée l'approximation faite sur les estimations de la variabilité intra-région σ_1^2 et sur la qualité des estimations fournies par le modèle 'subpixel' – en raison de la faible dimension de la fenêtre d'étude, 25 pixels, alors que les estimateurs utilisés ont des propriétés asymptotiques, c'est-à-dire qu'ils sont applicables *stricto sensu* lorsque le nombre de pixels est très grand : les estimations des variances σ_1^2 sont très variables. Une forte valeur (sur-estimation de la variance) influence très fortement l'estimation de la moyenne de cette variance (les estimations étant bien évidemment contraintes à être positives). On a donc tendance à sur-estimer cette variance assez fortement en raison du faible nombre de répétitions (neuf fenêtres considérées dans notre cas). Cependant, les résultats obtenus nous permettent de considérer les zones peu variables en termes de topographie comme des régions bien représentées à l'échelle de la région fourragère.

Ces résultats très importants nous encouragent à analyser les corrélations entre les variables correspondant à la prairie pure (après avoir appliqué le modèle subpixel) et les variables de production des prairies pour n'importe quelle région fourragère de France et quelle que soient la proportion de prairie et le nombre de thèmes à l'intérieur

des pixels mixtes ; ce qui représente, du point de vue opérationnel, la possibilité de travailler à l'échelle nationale pour l'étude de l'évolution de la production des prairies.

CHAPITRE 3 : Mise en relation des données issues du modèle STICS-Prairie et du capteur VEGETATION

Un grand nombre d'études ont mis en évidence des relations entre variables spectrales et variables de croissance pour différents types de couverts végétaux. Sellers (1992) classe ces relations empiriques en trois grands groupes : I) celles concernant l'estimation des variables biophysiques ; II) celles qui visent à estimer les flux décrivant les caractéristiques d'absorption du rayonnement ; et III) celles qui visent à estimer les flux traduisant les échanges biophysiques. Dans le premier cas, plusieurs auteurs ont démontré l'aptitude des indices de végétation à estimer l'indice foliaire (LAI) ou la biomasse présente dans la canopée (Tucker *et al.* 1981 ; Asrar *et al.* 1984 ; Paruelo *et al.* 2000 (a,b)). La relation reste non linéaire et présente une saturation pour les valeurs élevées de biomasse ou du LAI. Dans le deuxième cas (évaluation du PAR absorbé), l'information satellitaire permet d'évaluer la fraction interceptée (IPAR) ou absorbée (APAR) du rayonnement photosynthétiquement actif (PAR). Pour les deux fractions, la relation reste non linéaire (Sellers 1987 ; Sellers *et al.* 1992 ; Goward *et al.* 1994; Di Bella *et al.* 2002). Dans le troisième cas, il est possible d'accéder aux flux biophysiques, comme la photosynthèse, le taux d'évapotranspiration ou la production primaire nette (PPN) (Tucker *et al.* 1985 ; Paruelo *et al.* 1997; Benoit *et al.* 1998 ; Di Bella *et al.* 2000 ; Paruelo *et al.* 2000 (a,b)).

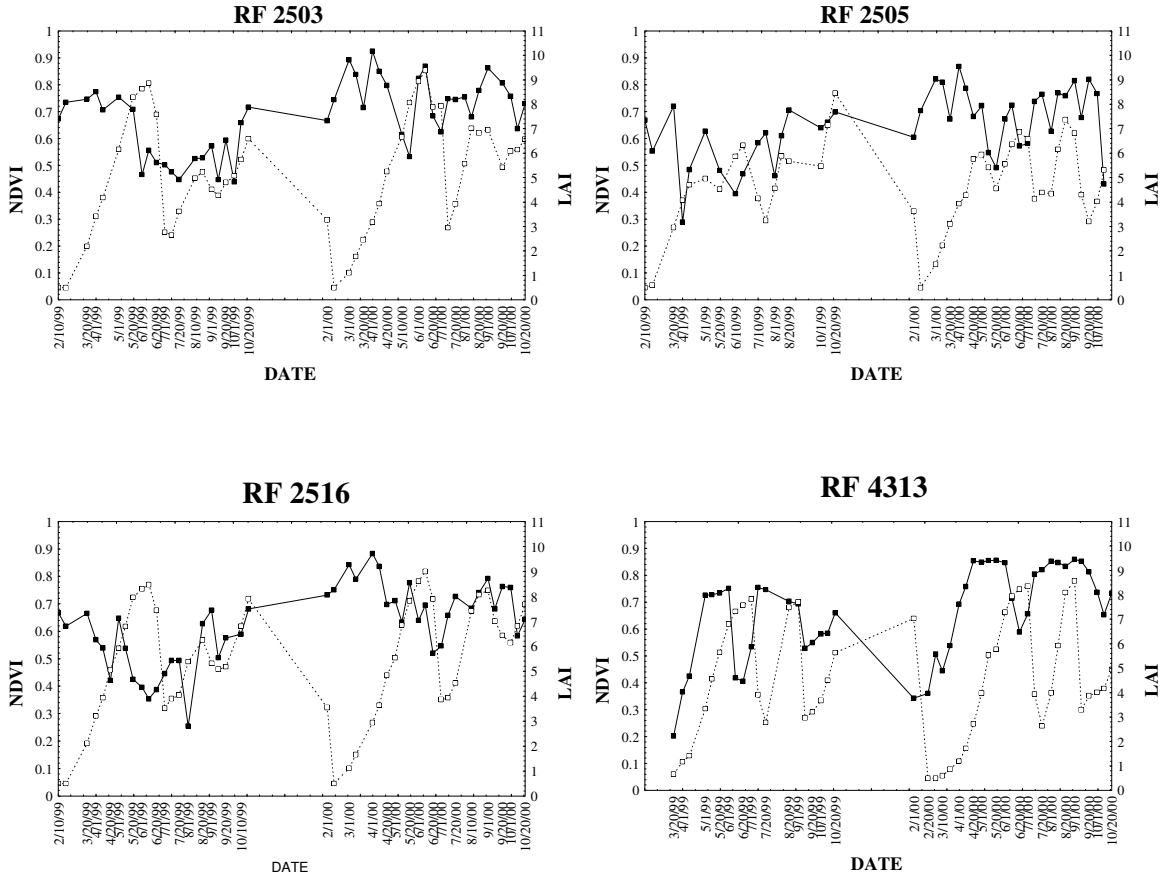
Nous avons évalué, à partir des valeurs de réflectance correspondant à la praire pure (cf. chapitre 2), l'ensemble des relations qu'il est possible d'obtenir, avec les variables de croissance (cf. 1.3.2) estimées à l'échelle de la RF pour le modèle STICS dans le système ISOP.

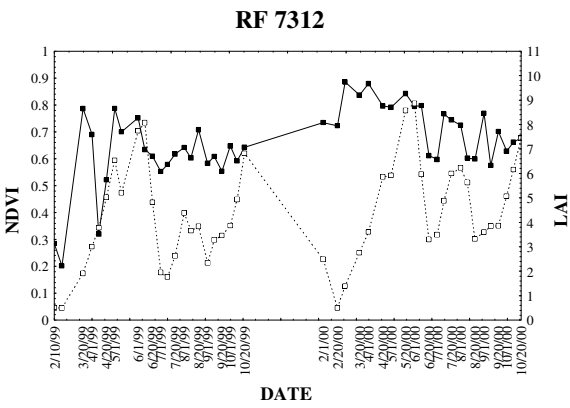
3.1 Relations entre variables satellitaires et variables de croissance

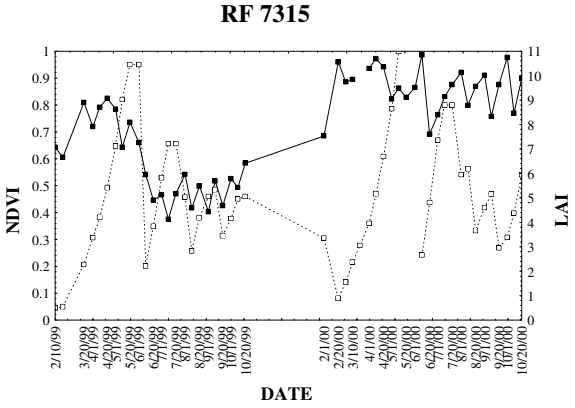
Les données de réflectance des pixels “purs” de prairies ont d’abord été utilisées pour évaluer l’aptitude de l’information spectrale à reproduire le cycle de croissance de la prairie au niveau régional.

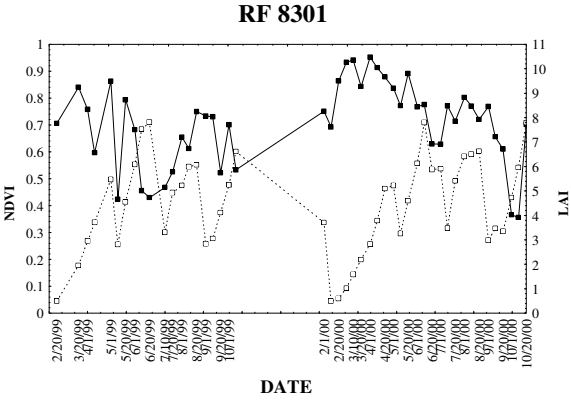
3.1.1 Relation LAI-NDVI pour les différentes RF

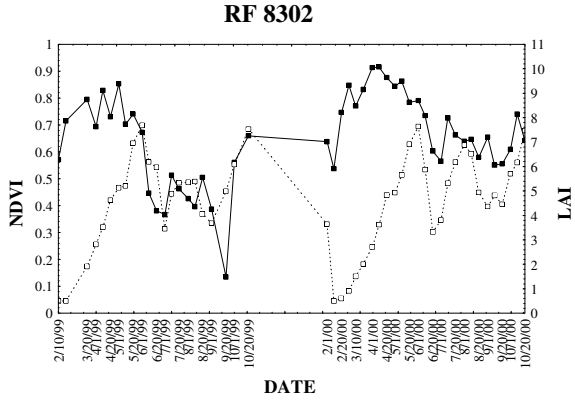
Comme première approximation de l’étude des cycles de croissance à partir d’information satellitaire, nous présentons l’évolution du NDVI et du LAI (calculés comme la valeur maximale simulée par STICS-prairie sur 10 jours) pour l’ensemble des RFs (Figure 3.1.1.1).

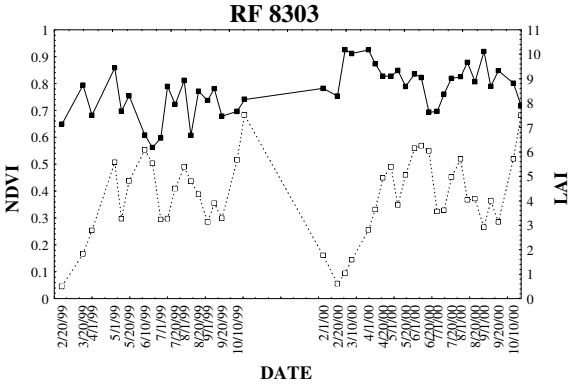


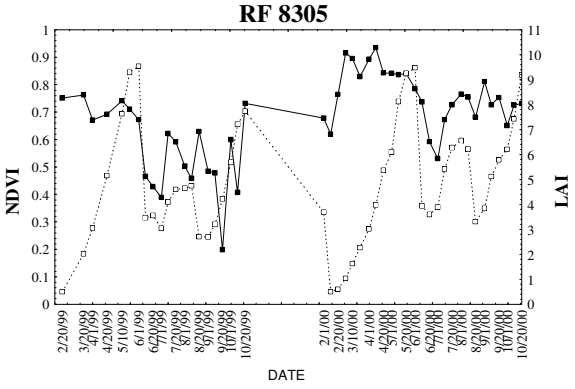

RF 7312
NDVI
LAI
DATE


RF 7315
NDVI
LAI
DATE


RF 8301
NDVI
LAI
DATE


RF 8302
NDVI
LAI
DATE


RF 8303
NDVI
LAI
DATE


RF 8305
NDVI
LAI
DATE

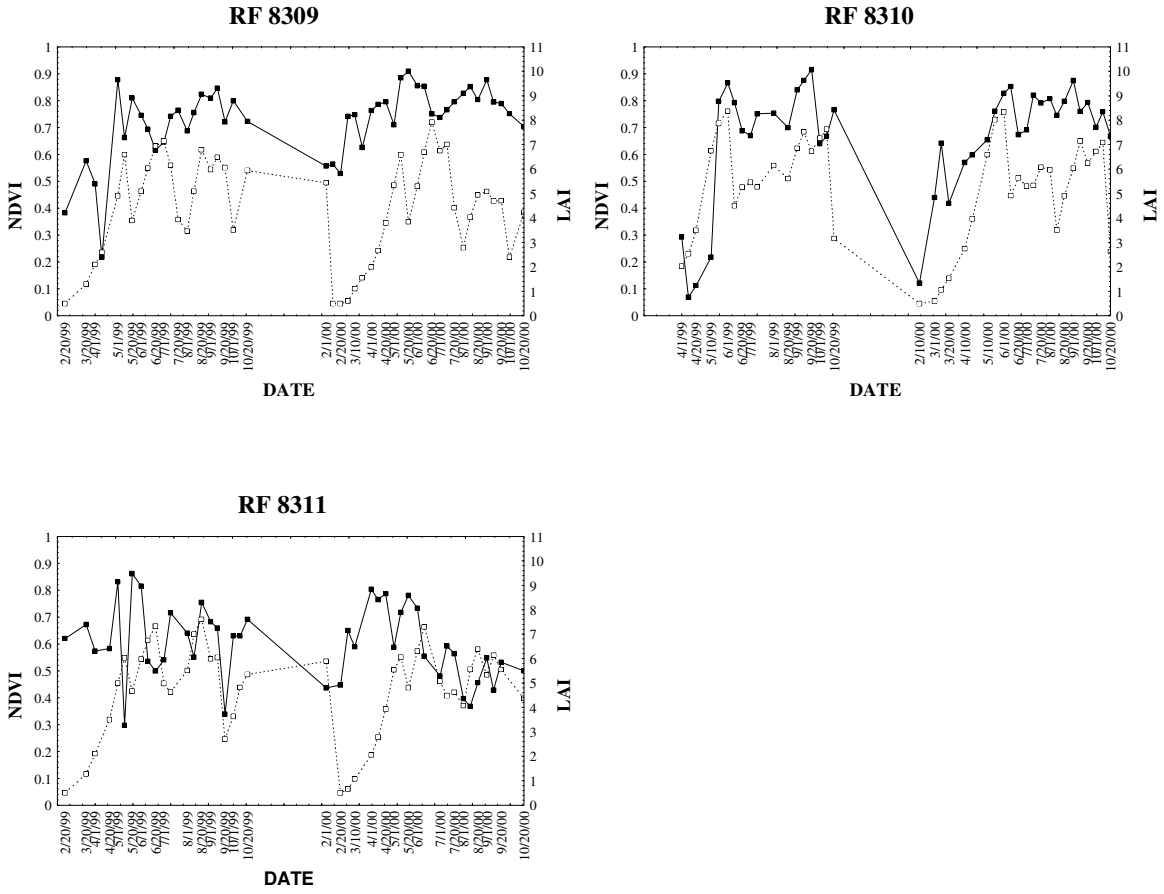


Figure 3.1.1.1 : Evolution comparée du NDVI fourni par le capteur VEGETATION(—■—) et du LAI simulé par STICS-Prairie (- -□- -) pour les différentes régions fourragères

En comparant l'évolution temporelle de chaque RF pour les années 1999 et 2000, il est possible de commenter deux aspects importants : le démarrage de la croissance en hiver et les différences observées sur l'évolution temporelle des courbes.

Dans le premier cas, et sauf pour les RFs 4313, 7312 et 8310, toutes les RFs ont présenté de très fortes discordances entre les valeurs de NDVI et LAI pendant la période d'hiver. La plupart des RFs ont présenté des valeurs de NDVI très fortes qui ne correspondent pas aux basses valeurs de LAI estimées par le système ISOP. Il est donc possible que les données de croissance ne soient pas bien simulées pendant l'hiver par STICS.

Concernant l'évolution temporelle, le NDVI reproduit de façon générale la variation inter-annuelle du LAI, en particulier pour les périodes de croissance et de décroissance les plus importantes. Ceci est particulièrement vérifié pour les RFs 8309 et 8310 avec des valeurs de corrélation entre NDVI et LAI de 0.4 et 0.59 respectivement (Tableau 3.1.1.1).

RF	n	r
2503	45	NS
2505	42	NS
2516	46	NS
4313	45	NS
7312	47	0.39
7315	50	NS
8301	47	-0.33
8302	49	NS
8303	43	NS
8305	48	NS
8309	49	0.4
8310	41	0.59
8311	44	NS

Tableau 3.1.1.1 : Valeurs de corrélation entre le NDVI et le LAI pour chaque RF. r= coefficient de corrélation (Signification $p < 0.05$) et n= nombre de données analysées. NS= Non signifiant différence

Dans d'autres RFs, comme la RF 4313, les courbes d'évolution du LAI et du NDVI sont semblables (on observe en particulier une bonne adéquation au moment de la phase de croissance -augmentation de biomasse- et de la phase de coupe -baisse de biomasse-) malgré une forte discordance temporelle au long de l'année. Les mêmes réponses peuvent être observées dans les RFs 2503 et 2505 (Normandie) ou la Région Midi Pyrénées (7312). Par contre, pour certaines RFs le suivi de l'évolution intra et inter-annuelle de la végétation n'est pas observé (RFs 7312 et 8303).

De cette manière, et en essayant de trouver une explication aux différences spatiales et temporelles de la réponse, on a calculé les valeurs de corrélation mensuelle des variables sur l'ensemble des RFs (Tableau 3.1.1.2). On peut observer que la corrélation entre le NDVI observé et le LAI simulé est très faible sauf pour le début de

printemps (mars-avril). Ces résultats peuvent être expliqués par le fait qu'il n'y a pas de coupes à cette période et que le NDVI peut reproduire avec une certaine qualité l'évolution du LAI, comme cela a été démontré dans un grand nombre de travaux de recherche. Pour les autres mois, par contre, l'effet des coupes, fait qu'il n'existe pas une bonne correspondance entre eux.

Mois	**n**	**r**
Février	46	NS
Mars	47	0.4
Avril	67	.26
Mai	71	NS
Juin	75	NS
Juillet	74	NS
Août	72	NS
Septembre	73	0.26
Octobre	69	NS

Tableau 3.1.1.2 : Valeurs de corrélation entre le NDVI et le LAI pour chaque mois. r= coefficient de corrélation (Signification $p < 0.05$) et n= nombre de données analysées. NS= Non signifiant différence

L'analyse de l'évolution temporelle intra-annuelle de la relation entre NDVI et LAI montre des discordances significatives à différents niveaux : au moment des coupes et au niveau du nombre de coupes par période. Dans le premier cas, par exemple, la RF 4313 présente quatre coupes de biomasse importante (valeurs du LAI des 10/7/99, 20/9/99, 20/7/00 et 20/9/00) qui correspondent à des chutes importantes du NDVI les 10/6/99, 20/9/99 et 20/6/00. C'est le décalage temporel d'un mois entre l'acquisition des données satellitaires et les dates des coupes simulées, qui réduisent considérablement la corrélation entre les deux variables. Ce type de réponse peut être observé également pour la plupart des autres RFs. Par ailleurs, le RF 8310 présente trois coupes importantes (10/6/99, 21/10/99 et 1/6/00) qui sont bien reproduites par les données VEGETATION ($r = 0.59$; $p < 0.05$). Dans le cas des RFs 7315 ou 7312, ayant cinq coupes (10/6/99, 31/7/99, 20/9/99, 1/6/00 et 20/8/00), l'information du satellite reproduit mal ces variations, puisque seule la première coupe est détectée.

Il est donc évident que le NDVI n'est pas capable pour la plupart des RFs de bien reproduire les variations temporelles et spatiales du LAI à l'échelle régionale. Selon les travaux de Ceccato *et al.* (2002), il est possible que le contenu en chlorophylles a et b (respectivement, la structure de la feuille) explique 80% (respectivement 20%) de la variation des valeurs de réflectance dans la bande rouge du capteur VEGETATION. Au même titre, le proche infrarouge varie à 70% en fonction de la structure de la feuille et à 30% en fonction du contenu en matière sèche). Il est probable également, que le NDVI ne détecte pas bien le contenu en eau des feuilles (stress hydrique) ainsi que la présence de matière sénescente dans les différentes RFs. Le NDVI peut donc ne pas être bien approprié pour le suivi temporel et spatial de certaines variables de croissance de la prairie.

Ceci nous a amené à considérer d'autres sources d'information comme les bandes du bleu (B_0), du moyen infrarouge (B_4 ou MIR) et la recherche d'indices de végétation plus performants calculables à partir de toute ces informations spectrales (cf. 1.3.1.3). De la même manière, nous avons pris en compte les deux types de composition de l'information sur la production prairiale ISOP: la valeur maximale (DM) et la valeur moyenne (DY) pour la période considérée de 10 jours.

3.1.2 Etablir les meilleures relations entre les estimations du modèle et les données de réflectance

Un premier résultat montre que pour l'ensemble des données des années 1999 et 2000, il n'y a pas de différences significatives entre les valeurs de corrélation entre les variables spectrales et les variables de croissance en valeur maximale décadaire (DM) et celles calculées en valeur moyenne décadaire (DY) (Tableau 3.1.2.1).

Par ailleurs, en considérant l'ensemble des variables de croissance, il apparaît que les variables correspondant à l'indice foliaire (LAI) et la biomasse aérienne disponible (MSEC), sont les variables les mieux corrélées à la plupart des variables satellitaires. Ceci est en accord avec les travaux par exemple de Sellers *et al.* (1992) montrant la potentialité des indices de végétation pour décrire le fonctionnement de la végétation et surtout les relier aux flux comme la photosynthèse.

A

SAT. / PROD.	DMLAI	DMMSEC	DMRU	DMTURFAC	DMINNS	DMDM
B0	.1772	.0114	-.0568	-.0793	.0242	-.0548
B2	.1581	.0015	-.1093	-.1163	-.0086	-.0832
B3	.4190	.2299	-.0673	-.0667	-.1261	.0622
BMIR	-.0417	-.1146	-.0539	-.1041	-.0293	-.0699
NDVI	.0608	.1626	.1334	.1130	-.0435	.1923
SWVI	.5540	.4041	-.0544	.0060	-.1208	.1498
C3DC4	.4289	.3409	.0107	.0540	-.1569	.0977
C2MC3	-.4349	-.2804	.0288	.0245	.1499	-.1168
RVI	-.0359	.0234	.0657	.0212	-.0389	.0830
TVI	.0671	.1605	.1276	.1062	-.0403	.1859
SAVI	.3649	.2633	.0272	-.0067	-.1211	.1494
PVI	.4283	.2862	-.0184	-.0134	-.1523	.1276
ARVI	-.0253	.1160	.1231	.1047	-.0581	.1403

B

SAT. / PROD.	DYLAI	DYMSEC	DYRU	DYTURFAC	DYINNS	DYDM
B0	.2069	.0388	-.0769	-.0987	.0700	-.0107
B2	.1856	.0300	-.1256	-.1418	.0376	-.0267
B3	.4459	.2630	-.0929	-.0914	-.0405	-.0281
BMIR	-.0066	-.0842	-.0545	-.1128	.0221	.0288
NDVI	.0562	.1512	.1346	.1337	-.0292	.0475
SWVI	.5541	.4148	-.0848	-.0166	-.0497	-.0401
C3DC4	.4223	.3416	-.0115	.0475	-.1179	-.0599
C2MC3	-.4543	-.3069	.0520	.0423	.0679	.0213
RVI	-.0369	.0191	.0757	.0455	-.0167	.0456
TVI	.0622	.1491	.1284	.1260	-.0281	.0425
SAVI	.3802	.2812	.0097	-.0157	-.0450	-.0006
PVI	.4455	.3104	-.0405	-.0290	-.0732	-.0190
ARVI	-.0406	.1020	.1328	.1216	-.0675	.0269

Tableau 3.1.2.1 : Corrélation de variables sur l'ensemble des deux années 1999 et 2000 en calculant les valeurs maximales (DM) en A et moyennes (DY) en B

L'indice de végétation SWVI et la différence entre la bande 3 et la bande 4 (C3MC4) sont les variables satellitaires qui sont le mieux corrélées aux variables productives. Ainsi, la relation avec le LAI présente un coefficient de corrélation de r=0.55 (DM et DY) pour le SWVI et r=0.42 (DM et DY) pour C3MC4. La relation avec MSEC présente un coefficient de corrélation r=0.40 pour SWVI et r = 0.41 pour C3MC4 pour un total de 594 données (Figure 3.1.2.1).

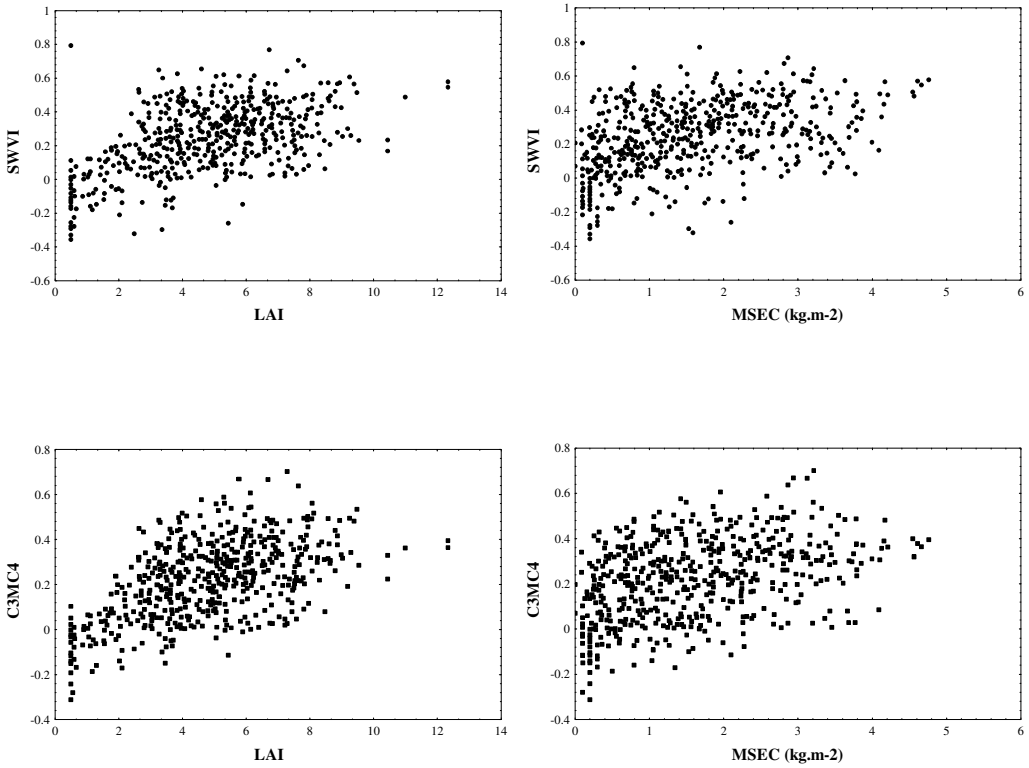


Figure 3.1.2.1: Relations entre les variables satellitaires SWVI et C3MC4 (Différence entre B_3 et B_4) avec les variables de production LAI et MSEC composées comme la valeur maximal décadaire (DMLAI et DMMSEC, respectivement) pour les années 1999 et 2000, pour toutes les RF

Il faut rappeler que ces deux indices sont très proches puisque la différence entre C3 et C4 (C3MC4) est le numérateur de l'indice SWVI. Bien que les corrélations avec les autres variables productives soient élevées, ces résultats montrent l'intérêt de la bande spectrale du moyen infrarouge (MIR). En effet, le MIR correspond à une partie du spectre électromagnétique sensible non seulement au contenu en eau des feuilles mais aussi au contenu en matière sèche et à la structure interne des feuilles (Ceccatto *et al.* 2002), ce qui rend le SWVI moins sensible aux effets atmosphériques que le NDVI. Une autre explication pourrait être également celle décrite par Guérif *et al.* (1995). Dans ce travail, le PVI (*Perpendicular Vegetation Index*), calculé à partir de la bande MIR, le PVI_{mir}, est un meilleur estimateur du LAI en comparaison avec le PVI calculé à partir de la bande visible (PVI_{vis}). Les auteurs ont trouvé que le PVI_{vis} est influencé

considérablement par les différences observées dans la concentration en chlorophylle des feuilles.

Ces résultats généraux montrent que pour l'étude des RFs de France, le SWVI est le meilleur estimateur global des variations des variables productives. Par la suite on a cherché à mettre en évidence un effet annuel sur les résultats généraux en prenant seulement en compte les valeurs maximales des variables productives. Une analyse de variance (ANOVA) a effectivement montré un effet de l'année sur la variable SWVI ($p < 0.001$) (Tableau 3.1.2.2). Dans ce tableau, on observe que l'estimation du LAI est légèrement supérieure pour l'année 2000 ($r_{général}= 0.55$, $r_{1999}= 0.57$ et $r_{2000}= 0.62$), alors que pour la MSEC il n'y a pas de différences inter-annuelles importantes ($r_{general}= 0.40$, $r_{1999}= 0.40$ et $r_{2000}= 0.40$). En analysant l'effet annuel combiné avec les effets spatiaux (RF) et temporels (mois), on observe des effets considérables du mois et de la RF sans effet de l'interaction entre l'année et la RF (Tableau 3.1.2.3-I) ou le mois (Tableau 3.1.2.3-II).

a)1999

	DMLAI	**DMMSEC**	**DMRU**	**DMTURFAC**	**DMINNS**	**DMDM**
B0	.0721	.0426	.0211	-.0310	.0709	-.0146
B2	.1314	.0500	-.0506	-.0919	.0445	-.0862
B3	.4699	.3533	.0409	.0207	-.0073	.1494
BMIR	-.1161	-.0706	.1288	-.0284	-.0452	-.0697
NDVI	.1180	.1453	.0877	.1328	-.0652	.1941
SWVI	.5715	.4039	-.1012	.0289	.0492	.1958
C3DC4	.5175	.3876	-.0659	.0735	.0059	.1976
C2MC3	-.4133	-.3389	-.0719	-.0748	.0334	-.2055
RVI	.1166	.2139	.1239	.1969	-.0798	.2501
TVI	.1201	.1364	.0782	.1186	-.0660	.1803
SAVI	.2889	.2602	.0766	.1025	-.0377	.2203
PVI	.3859	.3230	.0754	.0829	-.0374	.2090
ARVI	.1249	.1053	.0160	.0653	-.0739	.0976

b) 2000

	DMLAI	**DMMSEC**	**DMRU**	**DMTURFAC**	**DMINNS**	**DMDM**
B0	.3029	.0455	-.0313	-.0643	.0136	-.0672
B2	.3076	.0967	.0131	-.0249	-.0031	-.0452
B3	.5085	.3119	.0015	-.0374	-.1973	.0765

BMIR	-.0293	-.0852	.1293	-.0306	.1071	-.0289
NDVI	.0224	.1353	.0696	.0107	-.0751	.1849
SWVI	.6213	.4088	-.1376	-.0851	-.2799	.1132
C3DC4	.4939	.3497	-.0615	-.0126	-.2916	.0547
C2MC3	-.4999	-.3327	.0020	.0361	.2268	-.1010
RVI	-.0668	-.0274	.0287	-.0397	-.0557	.0597
TVI	.0314	.1406	.0677	.0089	-.0663	.1853
SAVI	.4158	.2856	.0223	-.0729	-.1750	.1139
PVI	.4944	.3352	-.0028	-.0356	-.2321	.1061
ARVI	-.1413	.1078	.1795	.1207	-.0564	.1665

Tableau 3.1.2.2 : Corrélations entre les variables satellitaires et les valeurs maximales des variables productives pour les années 1999 (269 données) et 2000 (325 données) pour toutes les RF

I)

	df Effect	MS Effect	df Error	MS Error		
					F	p-level
RF	12	0,10	567	0,023	4,948	0.00001
ANNEE	1	3,28	567	0,02	160,554	0.0001
RF x ANNEE	12	0,02	567	0,02	1,460	0,13

II)

	df Effect	MS Effect	df Error	MS Error		
					F	p-level
MOIS	8	0,44	575	0,014	30,57	0.000
ANNEE	1	3,62	575	0,014	249,94	0.000
MOIS x ANNEE	8	0,08	575	0,014	5,94	0.000

Tableau 3.1.2.3 : Analyse de Variance en étudiant les effets RF et année (I) et les effets date (mois) et année ($p < 0.05$)

En d'autres termes, il n'y a pas de meilleure corrélation pour une région dans une certaine année, ou un mois donné au cours de cette année. Les valeurs résumées des corrélations temporelles et spatiales sont présentées respectivement dans les tableaux 3.1.2.4 et 3.1.2.5. Dans ces tableaux, les valeurs de la corrélation sont calculées pour

RELATION/MOIS		2	3	4	5	6	7	8	9	10
DMLAI-SWVI	RE	47	49	54	57	57	58	56	56	57
	RI	-3	64	63	8	17	19	23	36	0
DMMSEC-SWVI	RE	35	36	42	39	38	42	42	42	43
	RI	***-10***	40	54	-5	21	36	39	46	14

Tableau 3.1.2.4 : Analyse temporelle de la relation entre le SWVI et DMLAI ou DMMSEC. RE= Relation générale sans les valeurs correspondant à un mois donné et RI= Relation pour chaque mois particulier

l'ensemble des valeurs sans la région fourragère ou le mois évalué ('*one leave-out* ' méthode) (**RE**) ou la corrélation pour la RF ou le mois séparé (**RI**). Par ce biais, il est possible d'évaluer les changement provoqués dans la corrélation en soustrayant à l'ensemble des données celles qui correspondent à une RF ou à un moment de l'année particulier (SV).

		SWVI	
		DMLAI	**DMMSEC**
2503	RE	54	38
	RI	69	58
2505	RE	55	41
	RI	58	28
2516	RE	55	40
	RI	50	36
4313	RE	55	39
	RI	53	47
7312	RE	54	40
	RI	64	31
7315	RE	56	39
	RI	57	47
8301	RE	56	40
	RI	42	46
8302	RE	54	38
	RI	63	71
8303	RE	56	43
	RI	63	28
8305	RE	54	38
	RI	71	64
8309	RE	54	40
	RI	67	38
8310	RE	56	42
	RI	47	11

8311	RE	55	40
	RI	47	53

Tableau 3.1.2.5 : Analyse spatiale de la relation entre le SWVI et DMLAI ou DMMSEC. RE= Relation générale sans les valeurs correspondent à un mois et RI= Relation pour chaque mois en particulier

En ce qui concerne les variations temporelles (Tableau 3.1.2.4), la non prise en compte des données des mois de février et de mars conduit à des variations importantes dans l'estimation de LAI et du MSEC pour le SWVI comme C3MC4 ($r_{général}$= 0.55 vs r=0.47 ou r=0.49 quand on enlève les mois de février ou mars, respectivement, du calcul de la régression générale). Par contre, les autres mois de l'année n'entraînent pas de variations significatives dans les résultats de corrélation. De même, l'analyse de la variabilité spatiale (Tableau 3.1.2.5) montre qu'aucune RF n'influe de façon significative sur la relation générale. Cependant, sur quelques RFs traitées séparément, les valeurs de corrélation étaient considérablement plus fortes que pour la relation générale de l'ensemble des RFs. Par exemple, les RF 2503, 7312, 8302-8309. Pour le cas de MSEC le rapport a été très variable.

3.1.3 LAI estimé vs LAI observé

Après avoir démontré que l'indice SWVI est le meilleur estimateur des variables biophysiques caractérisant la production de la prairie (LAI) et après avoir établi que la relation entre LAI et SWVI ne dépend ni de la RF considérée ni de l'année, une régression linéaire générale entre les variables SWVI et DMLAI a permis d'établir la fonction linéaire suivante (Erreur Standard de l'estimation = 1.85 et $p < 0.005$):

$$LAI = 3.256 + 6.141 * SWVI \qquad \text{[Eq. 15]}$$

La comparaison des valeurs de LAI produites par le modèle ISOP et celles obtenues à partir des données de télédétection (relation précédente) montre une sous-estimation des faibles valeurs et une sur-estimation des hautes valeurs de LAI (Figure 3.1.3.1).

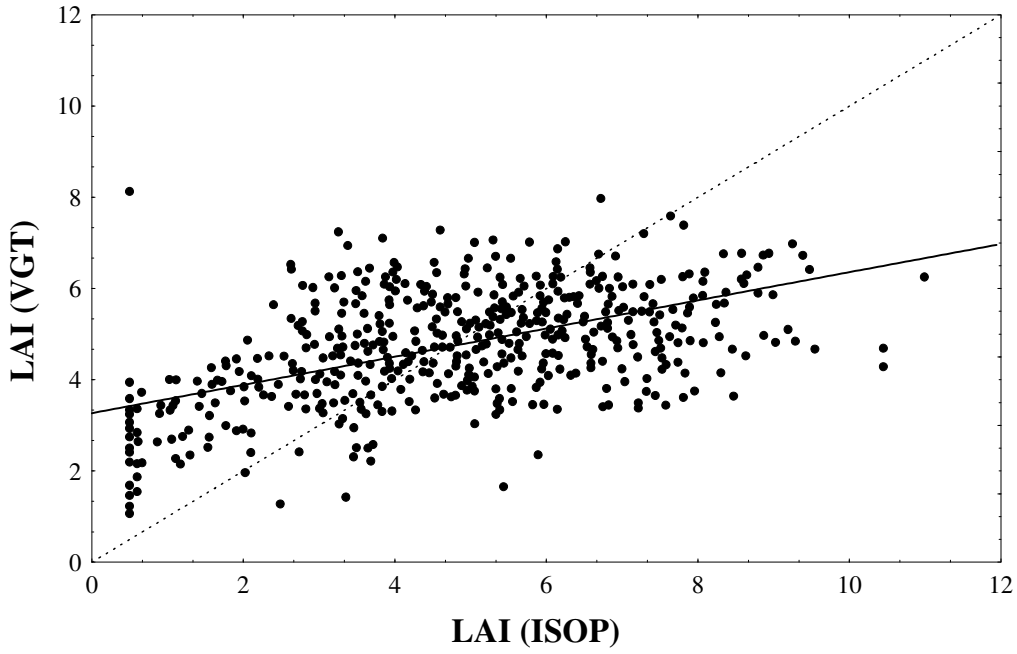


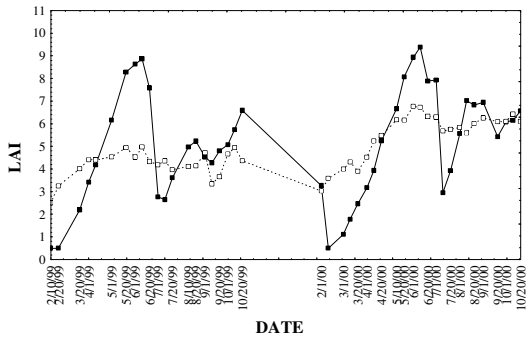
Figure 3.1.3.1 : Relation entre le LAI calculé à partir de l'information satellitaire (LAI_{VGT}) et le LAI du modèle (LAI_{ISOP})

Cette constatation conduit évidemment à en rechercher l'origine. Pour y répondre, l'analyse doit se faire en deux parties : a) une analyse portant sur la valeur de l'estimation de la variable (aspect statique) et b) une analyse portant sur l'évolution temporelle (aspect dynamique). Pour mieux illustrer cette explication, les évolutions temporelles du LAI estimé à partir des données VEGETATION (LAI_{VGT}) et du LAI à partir des données ISOP (LAI_{ISOP}) sont présentées (Figure 3.1.3.2). Dans le premier cas, l'aspect statique, le modèle de régression linéaire utilisé a tendance à sous estimer les valeurs de LAI sur l'ensemble de toutes les RFs durant les mois d'hiver et à les sur-estimer durant les mois d'été, ce qui conduit à une perte de la dynamique du SWVI pour estimer les valeurs de LAI_{isop}. La même réponse est observée avec le NDVI comme estimateur des variables de croissance (cf. 3.1.1).

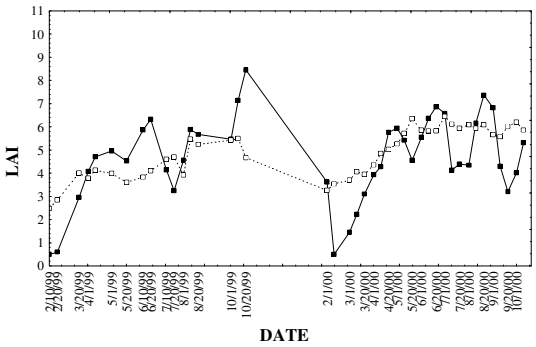
D'un autre côté, en termes d'évolution temporelle, il existe une bonne concordance dans l'évolution de RFs distinctes (2503 ; 7312 ; 8305 et 8309,) et des limites, par contre, importantes dans d'autres, telles que 2505, 2516, 4313 et 8310.

Spécifiquement, par exemple, dans la RF 7312 la plupart des coupes (diminution du LAI) sont accompagnées par une réduction simultanée du LAI calculée à partir des données satellitaires.

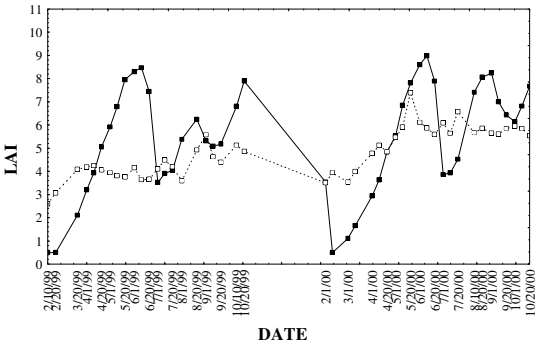
RF 2503



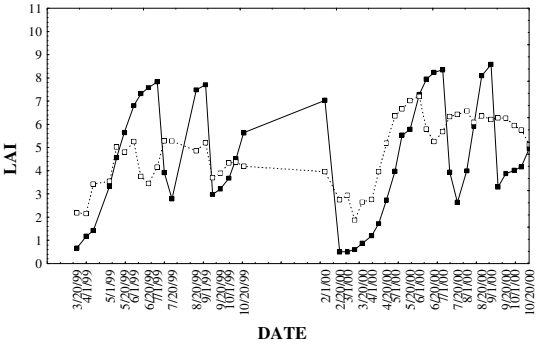
RF 2505



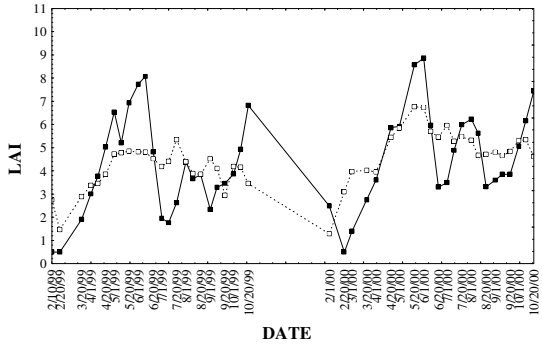
RF 2516



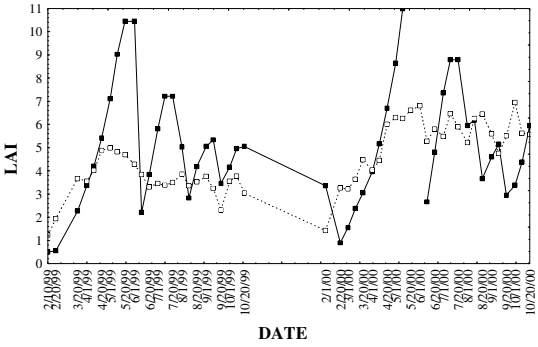
RF 4313



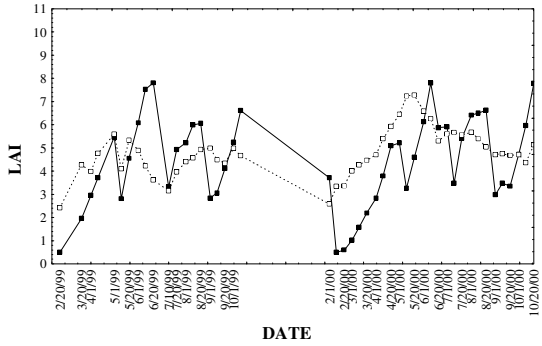
RF 7312



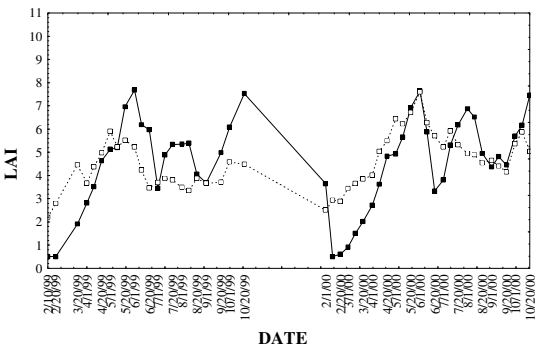
RF 7315



RF 8301



RF 8302



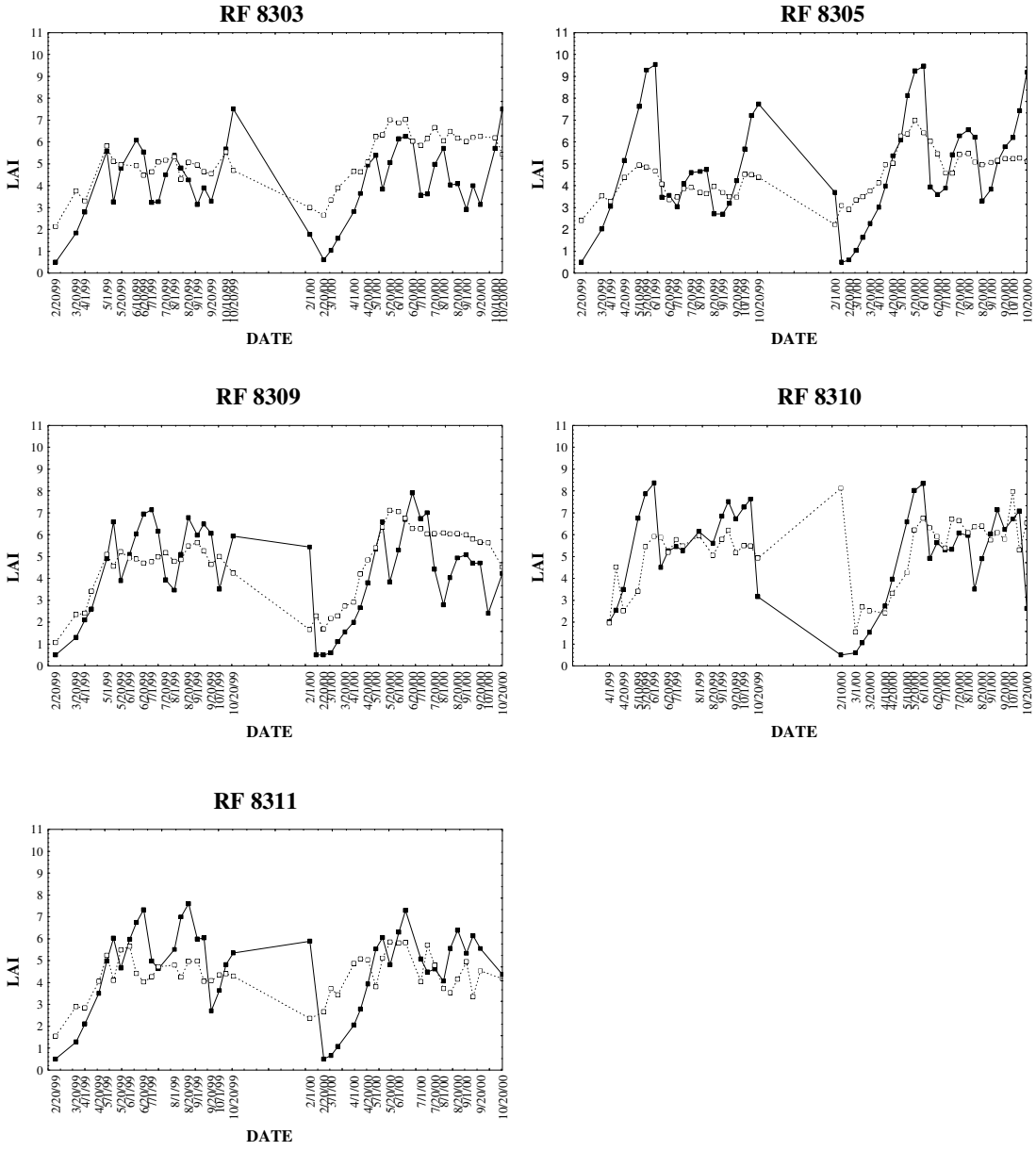


Figure 3.1.3.2: Relations entre LAI estimé à partir de données VEGETATION (- □ -) et LAI estimé par ISOP (—■—) pour les 13 RF étudiées

De cette manière, il a été constaté une bonne concordance entre les valeurs de LAI_{VGT} et LAI_{ISOP}. Cependant, il faut remarquer trois différences principales : la période du début de la saison de croissance, la faible dynamique des valeurs de LAI_{VGT} et le déphasage temporaire sûrement dû à l'occurrence de coupes (diminution du SWVI ou un paramètre fixe à l'intérieur du modèle). Dans le dernier cas, ces différences

peuvent être utilisées pour détecter des erreurs dans les variables d'entrée du modèle. Par contre, les problèmes du début de l'hiver et du démarrage peuvent être améliorés à partir de certaines corrections qu'il est possible d'appliquer aux données satellitaires. Ceci constitue l'objectif d'une partie du prochain chapitre.

3.2 Conclusions partielles

L'information satellitaire apparaît donc utilisable pour l'estimation de certaines variables productives comme l'indice foliaire (LAI) ou la biomasse aérienne, comme cela a été établi par Paruelo *et al.* (2000a) ou Cayrol *et al.* (2000). Par ailleurs, nos résultats confirment ceux de Cayrol *et al.* (2000), montrant que le LAI est mieux relié que la Matière Sèche (MSEC) aux indices de végétation (VI), ces derniers étant plus directement reliés aux propriétés biophysiques associées aux feuilles vertes (LAI) alors que MSEC est influencée par des composants sénescents. Des résultats similaires montrent le LAI comme la variable d'état principale des modèles de transfert radiatif des couverts végétaux (*e.g.* Clevers et Verhoef 1993).

Parmi les indices de végétation disponibles, l'indice classique NDVI apparaît comme un indicateur moins bon que le SWVI. Cette supériorité du SWVI, liée à l'utilisation de la bande B_4 (moyen infrarouge) au lieu de la bande B_2 (rouge), résulte de l'effet combiné de deux facteurs, qu'il est d'ailleurs difficile d'évaluer séparément : la diminution des effets de perturbation atmosphérique et la sensibilité aux effets de stress hydrique et à la matière sénescente.

La relation ainsi établie entre le SWVI et le LAI permet d'utiliser les données VEGETATION pour effectuer un suivi temporel, qui apparaît globalement en accord avec les sorties ISOP, indiquant les mêmes tendances que le modèle de fonctionnement des prairies dans la majorité des RFs.

Bien évidemment, l'extraction de l'information satellitaire apparaît comme un complément des données ISOP. Il est donc possible de combiner ces deux types d'information comme cela a été établi de manière générale depuis un certain temps (*par exemple* Guérif *et al.* 1991 ; Seguin 1993). Au-delà de la mise en évidence de cette complémentarité, il est nécessaire de montrer comment ces deux informations peuvent

être exploitées de façon opérationnelle. Ceci constitue l'objectif du chapitre 4 de cette thèse.

CHAPITRE 4 : Assimilation des données pour l'estimation de la production de biomasse des prairies

L'utilisation combinée des sorties ISOP et des données satellitaires conduit à envisager l'assimilation de celles-ci dans le modèle de production en utilisant une méthodologie qui a fait l'objet de nombreux développements ces dernières années (Wiegand *et al.* 1986 ; Delécolle et Guérif 1988 ; Maas 1988 (a,b) ; Fisher *et al.* 1997 ; Moulin *et al.* 1998).

Dans notre cas, la relation générale établie entre le SWVI et le LAI (cf. figures 3.2.1. et 3.1.3.1) nous amène à deux conclusions :

a) l'estimation qui résulte de l'utilisation d'une relation linéaire tend à sur-estimer les valeurs faibles de LAI et à sous-estimer les valeurs fortes (cf. 3.1.3). Elle conduit ainsi à des valeurs élevées de LAI en période hivernale, à la fin du printemps, et de manière générale à une perte de dynamique quand elle est appliquée au suivi temporel au niveau des RFs.

b) la prise en compte du comportement non - linéaire conduit à envisager une relation de type exponentielle avec une saturation pour les valeurs de SWVI de 0.4 à 0.6.

C'est pour cette raison qu'avant d'aborder l'étude de l'assimilation proprement dite (au niveau de la section 4.2), sera présentée une première étape sur l'amélioration de l'estimation du LAI.

4.1 Etablissement de la relation LAI - SWVI

L'analyse de la bibliographie fait apparaître, de manière générale, une relation de type non linéaire et plutôt exponentielle entre les indices de végétation (IR/R, SAVI, NDVI) et l'indice LAI (par exemple Hatfield *et al.* 1985; Sellers 1987; Running et

Nemani 1988; Clevers 1988,1989; Baret et Guyot 1990; Leblon et Guerif 1991 ; Bouman 1992; Clevers 1993; Guerif *et al.* 1995 ; Gilabert *et al.* 1996; Tian *et al.* 2000).

Nous avons donc repris l'analyse de la relation entre SWVI et LAI par une relation de ce type (Figure 4.1.1):

$$SWVI = SWVI_{\max} + (SWVI_{\min} - SWVI_{x})e^{-kLAI} \qquad \text{[Eq. 16]}$$

avec $SWVI_{max}$ et $SWVI_{min}$ pour valeurs maximale et minimale et k le coefficient d'extinction.

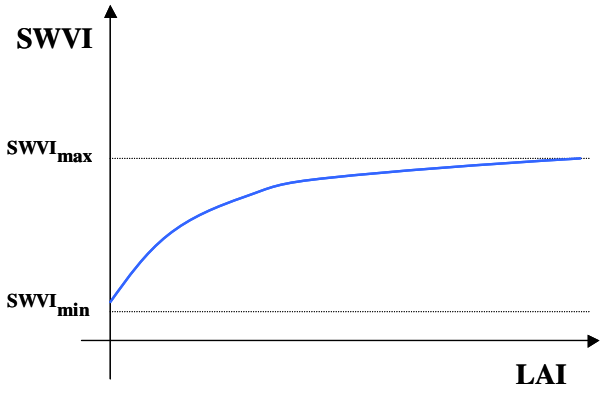


Figure 4.1.1: Représentation schématique de la relation exponentielle SWVI/LAI ; où $SWVI_{max}$ représente la valeur maximale du SWVI pour des LAI élevés et $SWVI_{min}$ la valeur minimale quand le LAI tend vers 0

Il a donc été possible de calculer des valeurs (LAI_{VGT}) à partir de la relation :

$$LAI_{VGT} = -\frac{1}{k}\ln\left(\frac{SWVI - SWVI_{\max}}{SWVI_{\min} - SWVI_{\max}}\right) \qquad \text{[Eq. 17]}$$

En considérant, dans un premier temps, les valeurs de k=0.550, $SWVI_{min}$= -0.357 et $SWVI_{max}$= 0.828, il a été réalisé un premier ajustement de la manière suivante: pour chaque jour, nous avons calculé l'erreur quadratique entre les valeurs de LAI calculées à partir de l'équation 17 et les valeurs de LAI estimées par ISOP :

$$E = \left(LAI_{VGT} - LAI_{isop}\right)^2 \qquad \text{[Eq. 18]}$$

Puis, en utilisant une procédure d'optimisation itérative sur un total de 7005 valeurs (période février – octobre des années 1999 et 2000 pour l'ensemble de 13 RFs) avec une valeur maximale du LAI_{isop} de 8 et en conservant les valeurs SWVI maximale et minimale de 0.828 et –0.357, nous avons calculé la valeur de ***k*** permettant de minimiser la somme des erreurs quadratiques entre LAIvgt et LAIisop (logiciel © Excel). La valeur ***k*** déterminée par cette procédure d'optimisation (***k*** = 0.215) a donc été retenue pour la relation SWVI = f(LAI) (Figure 4.1.2).

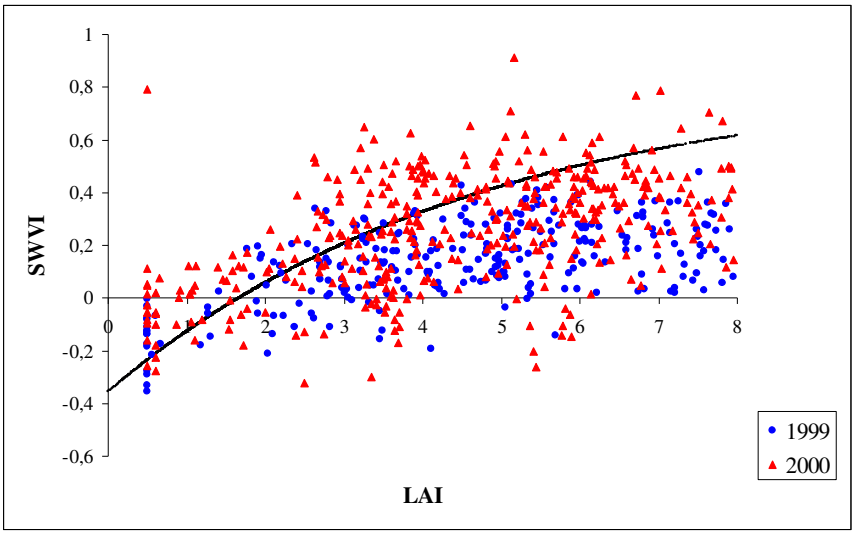
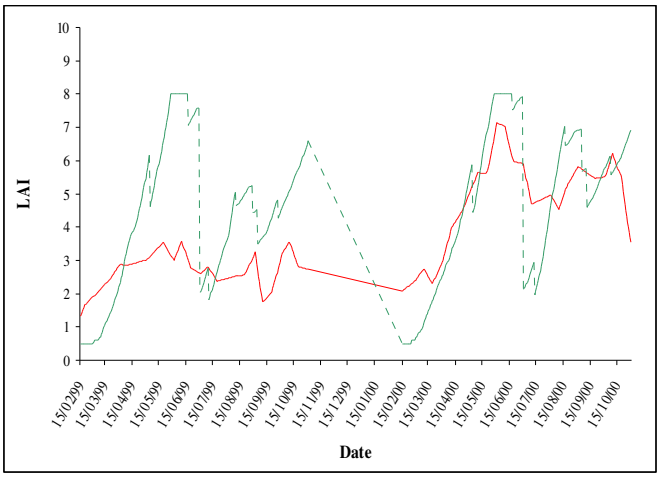


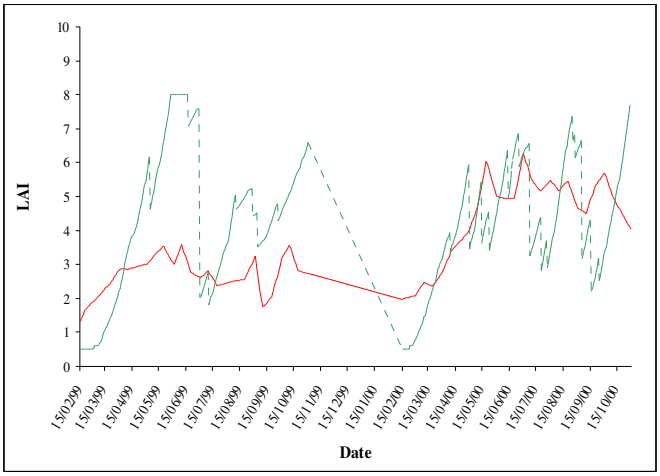
Figure 4.1.2 : Relation entre SWVI et LAI calculée à partir des valeurs SWVI maximales et minimales de 0.828 et –0.357, respectivement ; et ***k*** égal a 0.215

L'application de cette relation permet de proposer un suivi temporel du LAI sur les différentes RFs, amélioré par rapport à celui présenté dans la figure 3.1.3.2 au chapitre précédent comme résultat de l'introduction de la relation exponentielle à la place de la relation linéaire entre SWVI et LAI (Figure 4.1.3). De cette manière, on a augmenté la dynamique interne des données et diminué la valeur minimale du LAI pendant les mois d'hiver pour les valeurs satellitaires.

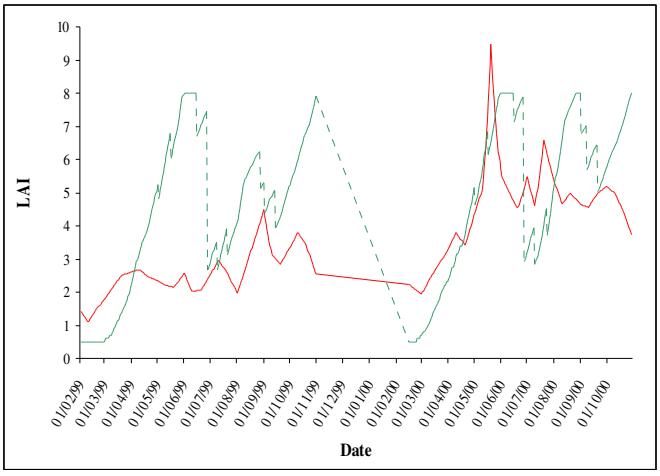
RF 2503



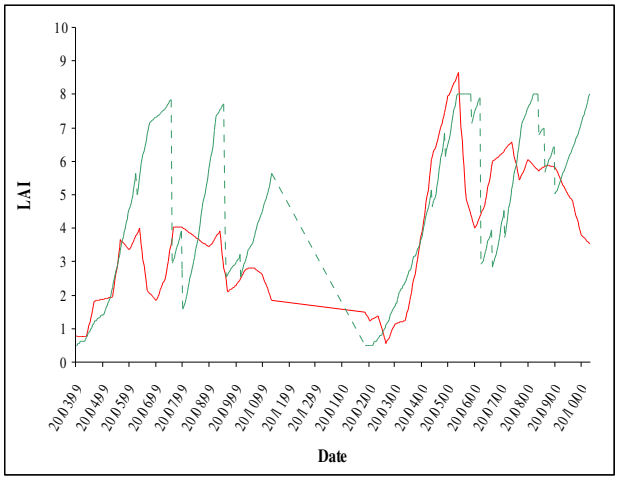
RF 2505



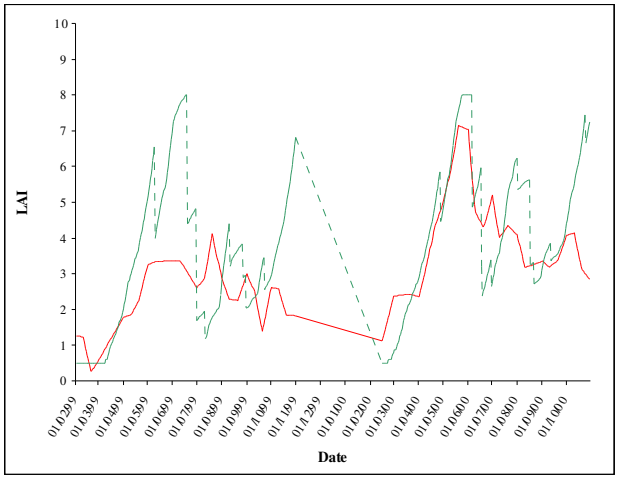
RF 2516



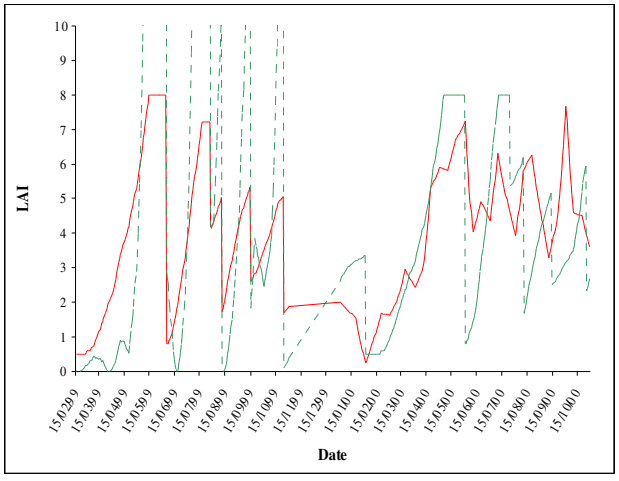
RF 4313



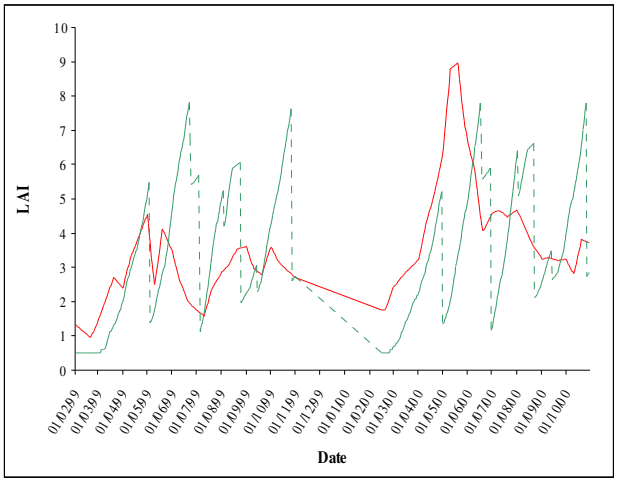
RF 7312



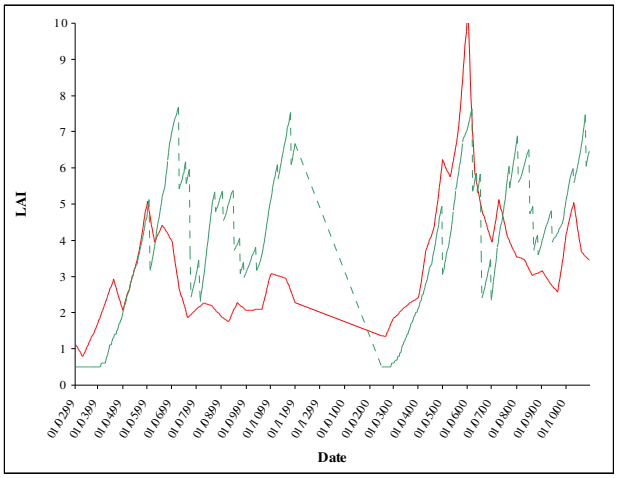
RF 7315



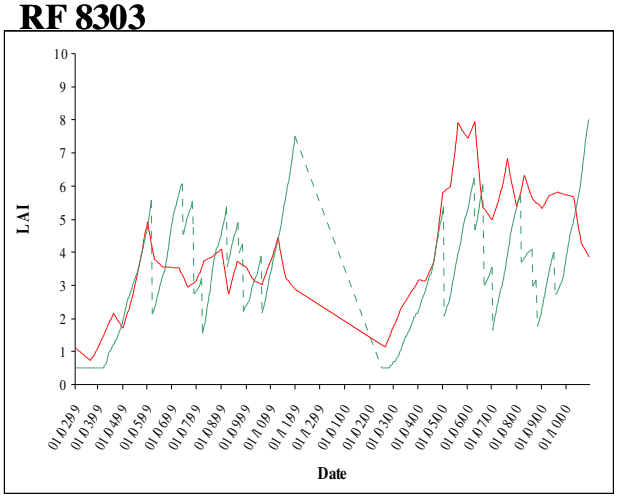
RF 8301



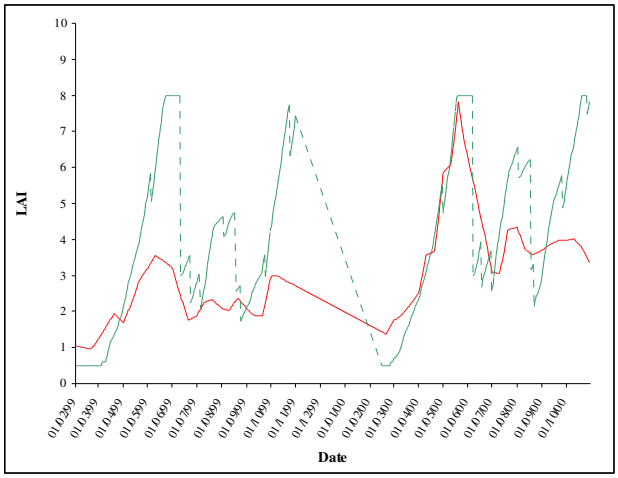
RF 8302



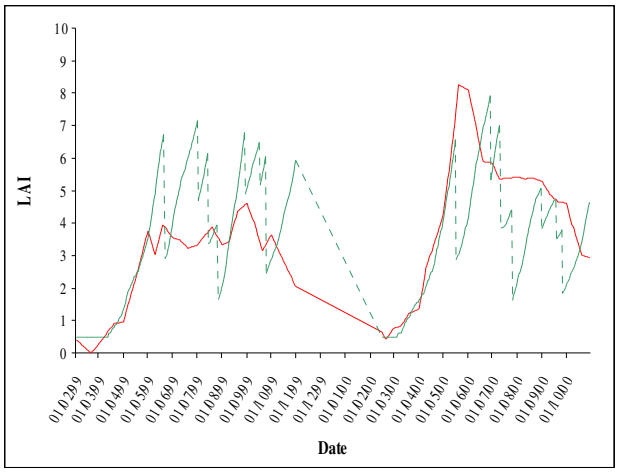
RF 8303



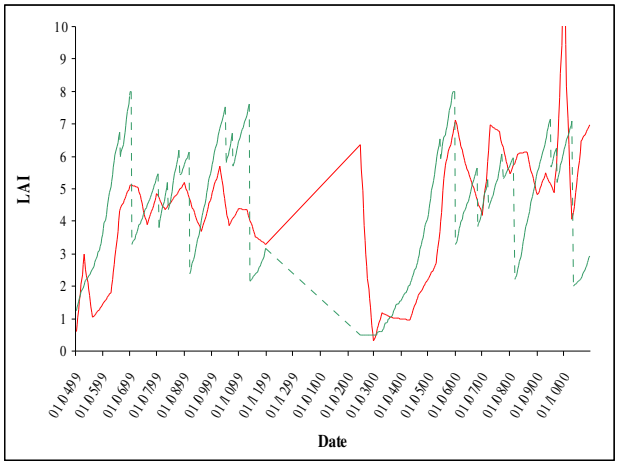
RF 8305



RF 8309



RF 8310



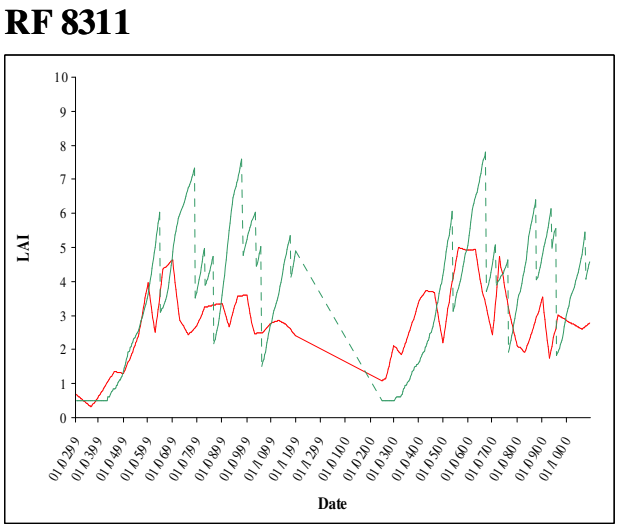


Figure 4.1.3: Evolution temporelle du LAI_{VGT} ( ) et du LAI_{isop} ( )

Il est possible d'observer, en premier lieu, des valeurs de LAI_{VGT} différentes d'une année sur l'autre, phénomène qui n'est pas observé pour le LAI_{isop} (Figure 4.1.3). Ces différences inter-annuelles moyennes entre les valeurs de LAI_{VGT} permettent de classer les RFs dans trois catégories : a) fortes différences, b) moyennes différences, c) faibles différences inter-anuuelles. Dans le premier groupe apparaissent les RFs 2503, 2505, 4313 y 8305. Dans le deuxième, les RFs 2516, 7312, 8303 y 8309; et enfin dans le dernier, les RFs 7315, 8301, 8302, 8310 et 8311. Lorsqu'il y a des différences, l'année 1999 apparaît toujours avec des valeurs plus basses et une dynamique moindre que pour les valeurs d'ISOP.

Une explication possible a ce type de comportement peut provenir des différences climatiques entre les différentes années. Par exemple, en considérant le rapport PP/ETP (précipitation/evapotranspiration potentielle) comme un indicateur synthétique des disponibilités hydriques pour la végétation (Palmer 1965) (Figure 4.1.4) il est possible d'analyser les différences inter annuelles. Pour certaines régions où le rapport PP/ETP a été plus fort pour l'année 2000 (année plus humide), les valeurs du LAI_{VGT} correspondant à l'année 2000 sont également plus élevées. Cette correspondance pourrait indiquer une capacité de l'information satellitaire à mieux reproduire que le système ISOP les contrastes climatiques entres les années. Pour

certaines RFs, il est possible d'observer que l'année 1999 a été moins humide que l'année 2000, ce qui conduit à des valeurs plus faibles de SWVI pour les régions correspondantes (2503, 2505, 2516 y 8303) ou celles pour lesquelles le rapport PP/ETP a été équivalent (7315, 8301, 8302, 8310 y 8311). Cependant, cette réponse ne peut pas être généralisée à toutes les conditions. L'autre alternative conduisait, au contraire, à mettre en doute l'homogénéité des données satellitaires et, en particulier, la continuité des valeurs entre les deux années 1999 et 2000. Cela pourrait provenir, en particulier, d'une modification des procédures de correction atmosphériques, qu'aurait été non documentée dans les informations en notre possession sur les données VEGETATION. En absence d'information complémentaire, il est difficile de trancher entre ces deux interprétations concernant les différences entre les deux années.

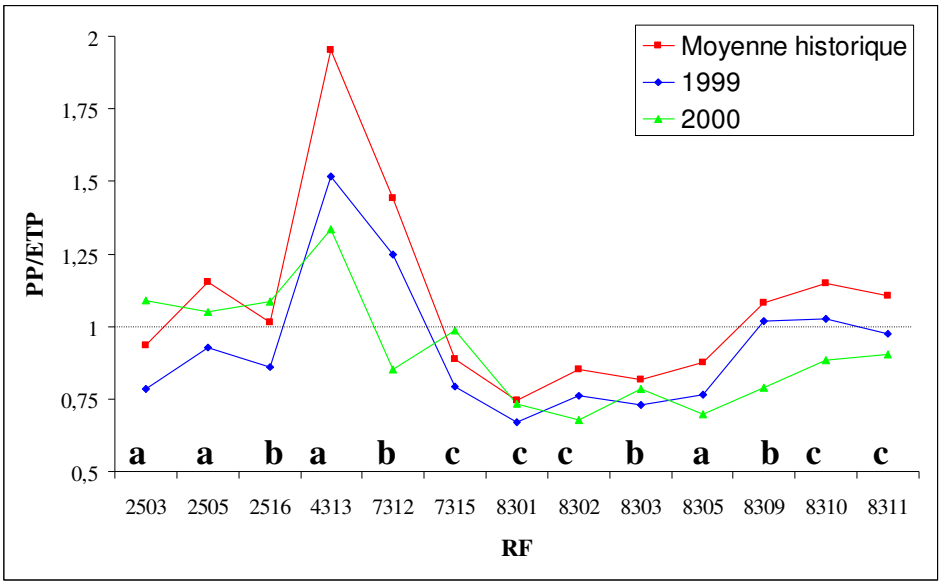


Figure 4.1.4: Valeurs du rapport PP/ETP pour la moyenne historique et les années 1999 et 2000 (période mars-octobre)

En considérant l'ensemble des RFs en termes d'évolution générale (Figure 4.1.3) de manière synthétique il apparaît une analogie forte pour la période de début de croissance (février - mai). Durant cette période, il apparaît une sur-estimation significative du LAI par les données de télédétection, plus particulièrement durant le mois de février pour la majorité des RFs, à l'exception des RFs 4313, 8303, 8305 et 8309. Par contre, au niveau de la période finale de croissance (fin septembre –début

novembre), il apparaît une discordance générale entre les deux types d'information. Dans ce cas, il est possible que l'information satellitaire soit plus fiable pour exprimer le fonctionnement de la prairie, dans la mesure où le modèle de simulation n'est plus contrôlé une fois terminée la saison de croissance (F. Ruget communication personnelle).

A partir de la même Figure 4.1.3, il est possible de regrouper les RFs sur un autre critère : le nombre de coupes. Si l'on examine les courbes vertes (LAI_{ISOP}) il est ainsi possible d'identifier les RFs avec un nombre de coupes élevé (2505, 7315, 8303, 8310 y 8311), les RFs avec un nombre de coupes intermédiaire (8301, 8302, 8309) et faible (2503, 2516, 4313, 7312 y 8305).

Dans les premiers cas, l'information satellitaire est capable de reproduire un grand nombre de coupes pour certaines RFs (2505, 7315, 8310 et 8311) à l'exception d'une d'entre elles (8303); mais dans tous les cas, il apparaît un déphasage important dans leur répartition temporelle. Par exemple, la RF 7315 est caractérisée par cinq coupes, comme dans le système ISOP. Par contre, pour la RF 8303, pour laquelle ISOP évalue également cinq coupes, l'information satellitaire n'en détecte que trois.

Pour le second cas, le satellite ne semble pas capable d'identifier les coupes (RF 8301, 8302, 8309), à l'exception de la plus importante pour la RF 8302 qui a été cependant créditée de trois coupes dans le système ISOP. Dans le cas de la RF 8309, le modèle fait apparaître trois coupes importantes sur toute la région, et le satellite n'en détecte qu'une, au début de la saison de croissance.

Dans le troisième cas (2503, 2516, 4313, 7312 et 8305), l'information satellitale permet d'identifier les coupes, avec une concordance temporelle excellente dans un cas (8305) et moyenne dans les autres.

Il semble donc que le LAI est mieux estimé dans les régions où il n'y a pas une grande variabilité temporelle du LAI (nombre de coupes faible).

4.2 Amélioration de la relation SWVI/LAI en valeur prédictive en vue de l'assimilation

Dans la perspective de l'utilisation opérationnelle des données satellitaires, il convient de s'interroger sur la possibilité de sélectionner, parmi les données utilisées pour la relation SWVI-LAI, celles qui offrent une meilleure correspondance avec les données ISOP, afin de se placer dans les meilleures conditions possibles pour établir une relation fonctionnelle entre le LAI à partir de l'information satellitaire. Cette sélection peut être présentée dans le schéma suivant (Figure 4.2.1) :

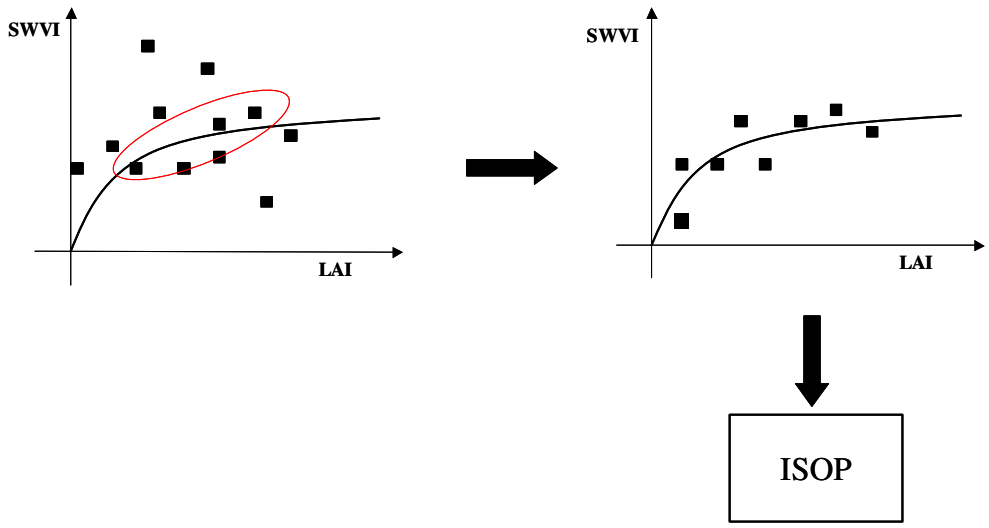


Figure 4.2.1 : Schéma de sélection pour la correction des données ISOP

Il apparaît que les divergences entre les dynamiques de LAI_{VGT} et LAI_{ISOP} ont une influence sur la qualité de la relation établie (cf. Eq. 15 – Section 3.1.3). Nous nous sommes alors demandé comment améliorer cette relation ? Comment sélectionner les données ? Sur quels critères objectifs ? Une source de divergence peut être la représentativité des fenêtres de 25 km^2 d'une RF d'environ 2000 km^2. L'autre source concerne la representativité des données ISOP par rapport à la réalité.

En considérant la représentativité des RFs par les fenêtres d'étude, les garanties suffisantes de représentativité spatiale ont été obtenues dans le chapitre II (cf. section 2.1) pour les RFs 2503 et 2505. Si on regarde la figure 4.2.2 il est possible d'observer que la RF 8301, pour laquelle on a constaté une faible représentativité, présente des valeurs de dispersion les plus fortes. Le fait de considérer cet échantillon réduit (RF 2503 et 2505) permet effectivement de réduire la dispersion des données (figure 4.2.1), ce qui répond au premier critère que nous avons indiqué concernant les données VEGETATION.

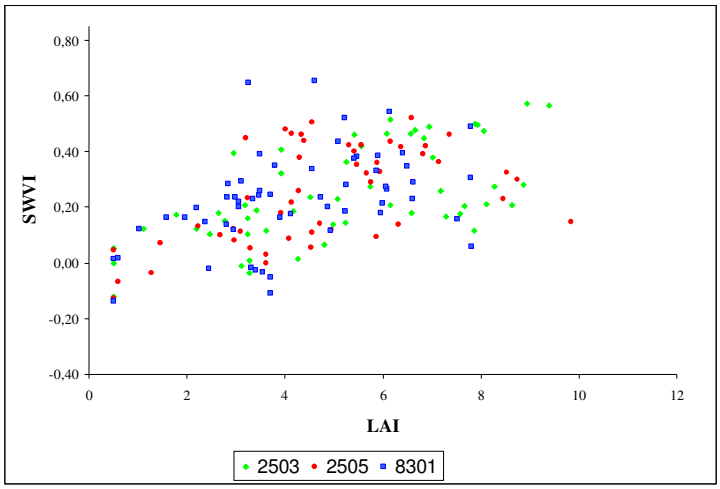


Figure 4.2.2 : Relation entre SWVI et LAI pour les RFs 2503, 2505 et 8301

Si l'on considère la deuxième source d'erreur possible, la validité du LAI estimé par ISOP, dépend de la bonne estimation :

a) des caractéristiques de fonctionnement du modèle, en particulier la ré-initialisation de la simulation du LAI en sortie d'hiver ou après coupes, et la simulation de celles-ci (en date et en intensité)
b) des variables d'entrée du modèle: les caractéristiques du sol (et de stress hydrique), la représentation adéquate du climat pour chacune des RFs à partir de la procédure de pondération utilisée, ainsi que les itinéraires

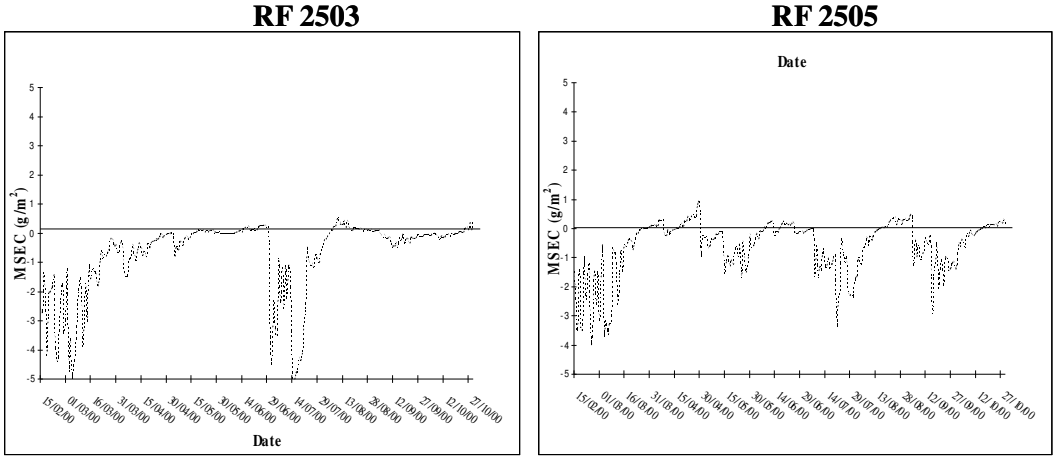
techniques pour les coupes (application des fertilisations et nombre de coupes au cours de la saison de croissance).

Il est souhaitable de ne considérer que la période précédant les premières coupes, après lesquelles un simple déphasage dans le temps entre simulation et observation crée des périodes de fortes divergences. De cette manière, il a été décidé de ne considérer que la période mars-avril pour laquelle apparaît la meilleure relation, ainsi que l'ont établi précédemment les études de corrélation (Tableau 3.1.2.4).

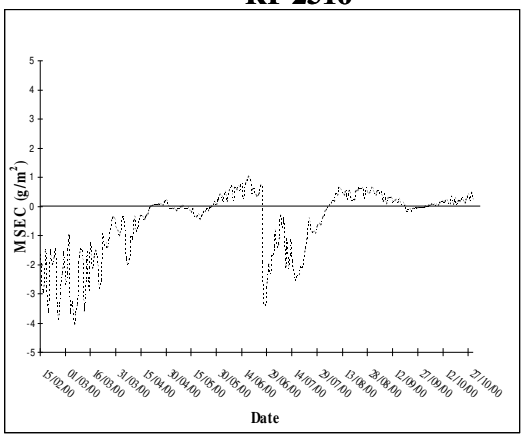
A l'issue de cette phase de sélection de l'échantillon réduit, il a donc été décidé de ne conserver que les données mars-avril, pour les seules RFs 2503 et 2505. Sur cet échantillon, on a appliqué une nouvelle procédure d'optimisation. En retenant les mêmes valeurs de $SWVI_{max}$ et $SWVI_{min}$ (0.828 et –0.357,) on a calculé une nouvelle valeur de $\boldsymbol{k}$ (k=0.193).

4.3 Mise en œuvre de l'assimilation

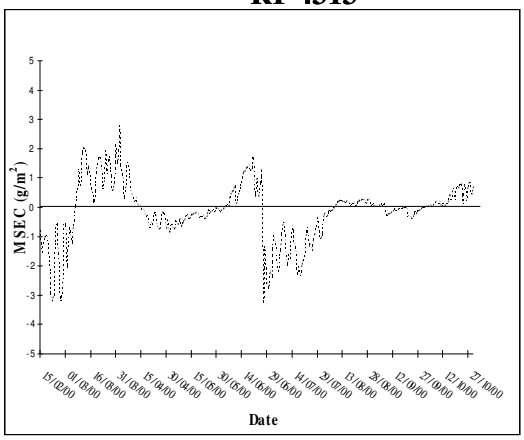
À partir de la relation établie précédemment, il a été procédé à l'assimilation des valeurs de LAI calculées à partir des données satellitaires et à celles estimées dans la procédure ISOP. Comme résultat, la production journalière de MSEC a été calculée en utilisant le modèle d'efficience de Monteith, et le résultat, exprimé comme la différence $MSEC_{VGT}$ –$MSEC_{ISOP}$, est présenté dans la Figure 4.3.1.



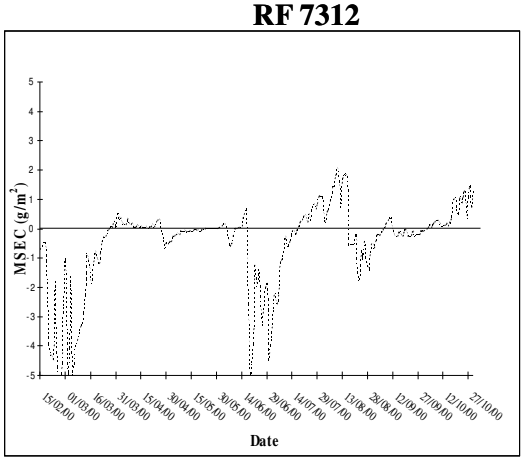
RF 2516



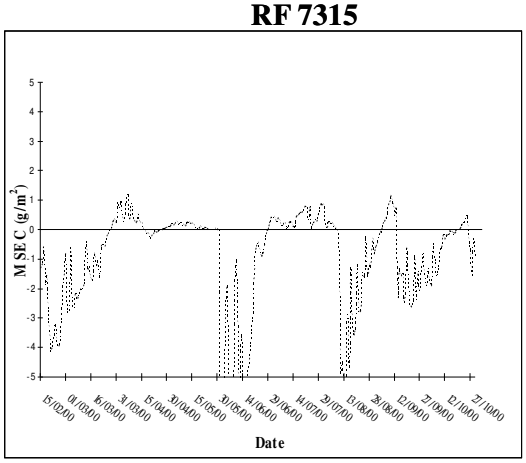
RF 4313



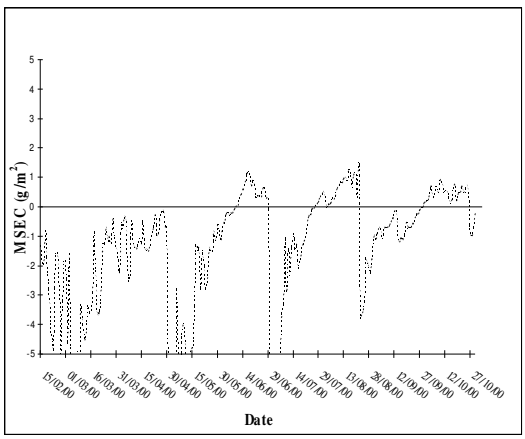
RF 7312



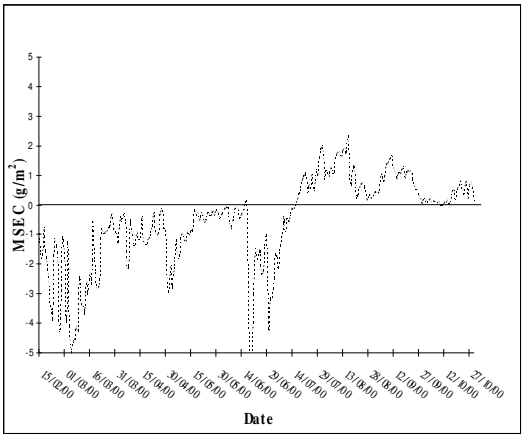
RF 7315



RF 8301



RF 8302



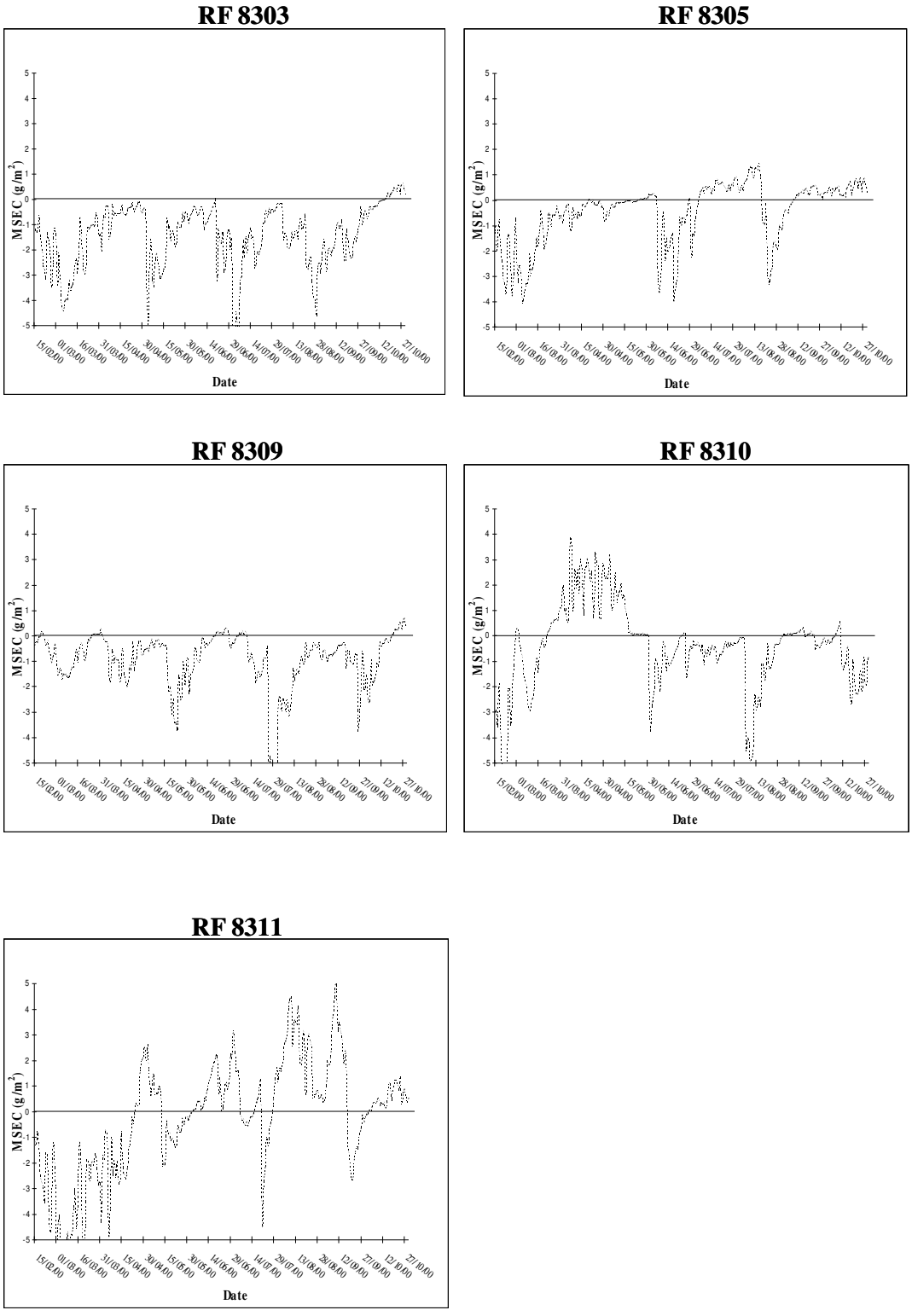


Figure 4.3.1: Représentation de la différence de production de biomasse ($MSEC_{ISOP}$ – $MSEC_{VGT}$) entre les estimations obtenues à partir de l'assimilation des données

VEGETATION ($MSEC_{VGT}$) et celles obtenues par ISOP (MSECisop) appliqués pour l'année 2000

Ce résultat permet de répondre à la question que nous avons posée sur la validité de la procédure. Il permet d'affirmer que la relation SWVI/LAI n'est pas parasitée outre mesure par des valeurs résultatant d'une divergence notable entre les deux sources d'estimation du LAI, et peut donc être appliquée pour introduire l'information satellitaire quand elle apparaît significative.

En analysant les évolutions des différences entre les valeurs de $MSEC_{VGT}$ et $MSEC_{ISOP}$ pour les différentes RFs, on retrouve que les périodes hivernales où l'adéquation ISOP/VGT n'est pas bonne pour la quasi-totalité des régions (sauf 8309 et 8310), conduisent à une correction par le satellite des valeurs sous-estimées par ISOP par ces périodes.

Pour d'autres, comme les RFs 8303 et 8309 par exemple, on observe une sous-estimation globale d'ISOP ($MSEC_{ISOP}$ – $MSEC_{VGT}$ négatif). Pour le cas particulier de la RF 8303, le système ISOP a estimé des très fortes valeurs de stress hydrique (TURFAC cf. 1.3.2). Il est possible que le stress hydrique n'ait pas été aussi fort et que VGT permette de corriger ce défaut, mais il est difficile d'établir ce fait avec certitude (Figure 4.3.2).

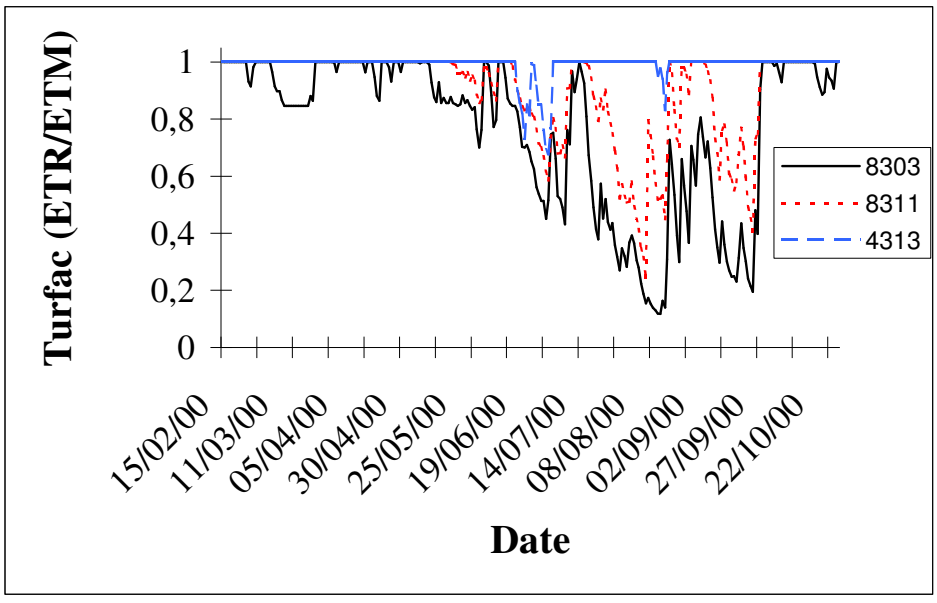


Figure 4.3.2 : Evolution des valeurs de TURFAC (Evapotranspiration réelle (ETR)/ Evapotranspiration maximale (ETM)) pour les RFs 4313, 8303 et 8311

La RF 8311, au contraire, présente des valeurs ISOP plus fortes que VGT pour l'ensemble de la période : dans le même esprit, il se pourrait que le stress ait été sous-estimé par STICS à l'intérieur du système ISOP.

Une situation intermédiaire correspond à la RF 4313, pour laquelle le système ISOP n'a pas simulé un fort stress (Figure 4.2.3), et il n'apparaît pas une grande différence entre VGT et ISOP, sauf pour le période où il existe un déphasage à cause des coupes (16/3 et 29/6).

Les résultats présentés dans la figure 4.3.1 permettent d'évaluer l'intérêt de cette méthode d'assimilation des données issues de VGT, qui repose en fait différent sur l'ajustement d'une valeur différente d'efficience d'interception ε_i. Bien sûr, les différences observées sont en bonne adéquation avec les tendances observées sur le LAI (Figure 4.1.2). Le passage aux valeurs de MSEC accumulées sur la période février - octobre fait apparaître un écart qui se situe dans une gamme relativement faible (1 a 12%) avec des valeurs de $MSEC_{VGT}$ systématiquement supérieures.

Cette sous-estimation par ISOP est due à la sous-estimation du LAI, fréquente en 2000, en particulier en début d'année (RF 8301, 8303) ou en milieu d'année (RF 7315).
La faible variation relative de production totale introduite par la prise en compte des LAI satellite ne doit pas faire oublier l'intérêt majeur de ces images : la modulation de l'évolution du LAI au cours de la saison, qui modifie les périodes de disponibilité du fourrage (Figure 4.3.1), élément très important soit en début de saison (mise à l'herbe) soit lors de périodes de manque en été.

A titre de référence, on présente (Tableau 4.3.2) la comparaison entre estimation ISOP (MSEC-ISOP) et les estimations faites en introduisant le LAI_{ISOP} dans le modèle de Monteith. On constate qu'il existe une très grande différence de production entre ces deux estimations. En effet, le rapport entre valeurs estimées par le modèle de Monteith (que ce soit avec l'un ou l'autre des LAI) et les sorties ISOP est de l'ordre de 3 à 4. Cela peut être expliqué par le fait que les estimations par le modèle de Monteith ne prennent en compte ni la sénescence sur pied de l'herbe, qui peut représenter 30 à 50 % de la matière sèche présente si les intervalles entre coupes sont longs, ni les effets directs des stress hydrique et azoté sur la production (hors réduction de l'indice foliaire), stress importants dans les conditions réelles de culture, ni les effets de température sur

l'efficience de conversion du rayonnement intercepté, non négligeables en début de culture. La comparaison faite ci-dessus (Tableau 4.3.1) en introduisant les deux estimations de LAI dans le modèle de Monteith reflète donc une production idéale où, non seulement il n'y aurait ni stress hydrique ni stress azoté, mais où il n'y aurait pas non plus de sénescence de matière sèche.

L'exercice d'introduction de données LAI satellite a été fait dans le modèle de Monteith plutôt dans que dans STICS-prairie pour des raisons de simplicité et de rapidité, mais on peut envisager de forcer le LAI directement dans le modèle et de bénéficier des connaissances introduites dans le modèle.

RF	$MSEC_{VGT}$	$MSEC_{ISOP}$	$MSEC_{VGT}$ / $MSEC_{ISOP}$
2503	2841	2662	1.06
2505	2649	2499	1.06
2516	2816	2687	1.04
4313	3067	3016	1.02
7312	3317	3237	1.02
7315	3403	3170	1.07
8301	3138	2764	1.12
8302	3195	3079	1.03
8303	3080	2688	1.12
8305	3046	2944	1.03
8309	3068	2900	1.05
8310	3074	2904	1.05
8311	2909	2881	1.01

Tableau 4.3.1: Valeurs de MSEC (g/m^2) accumulées pour le période février - octobre 2000 à partir du forçage de l'information satellitaire ($MSEC_{VGT}$) ou ISOP ($MSEC_{ISOP}$) à l'intérieur du modèle de Monteith.

RF	MSEC-ISOP
2503	887
2505	1119
2516	969
4313	848
7312	694

7315	857
8301	750
8302	824
8303	663
8305	727
8309	953
8310	1059
8311	991

Tableau 4.3.2: Valeurs de MSEC-ISOP correspondent aux valeurs calcules par STICS dans le cadre du system ISOP pour les différentes RFs

4.4 Conclusions partielles

L'utilisation d'un modèle non linéaire pour décrire la relation SWVI-LAI a amélioré sensiblement la correspondance entre les valeurs obtenues par satellite et à partir du modèle. Elle permet d'accorder un degré de confiance acceptable aux estimations de LAI à partir des données VEGETATION, et de mettre en œuvre une procédure simple d'assimilation, qui conduit à des estimations de production de biomasse, au cours de la saison, de qualité comparable à celle d'ISOP. C'est un des résultats, de nature opérationnelle de ce travail, qui permet : de proposer ainsi une méthodologie d'utilisation des données VEGETATION, d'avoir une alternative technique à la démarche ISOP, et de répondre à la question : Comment utiliser les données satellitaires (et en particulier VEGETATION) dans une perspective destinée à l'estimation de la production prairiale à l'échelle des RFs.

L'autre résultat majeur de notre travail porte plutôt sur la complémentarité des deux approches que sur l'utilisation de l'une à la place de l'autre. Il a été établi que, pour certains régions ou certaines périodes, l'information satellitaire indiquait des caractéristiques différentes, en termes de LAI ou de MSEC instantanée, par rapport à celles calculées par ISOP. A ce niveau, notre analyse n'a pas permis d'aller au-delà du constat, sans doute par manque d'information de terrain complémentaire. Celles-ci seraient indispensables pour pouvoir clairement attribuer, dans ces divergences, celles qui relèvent d'un artefact de l'information satellitaire (en particulier au niveau de la taille de l'échantillon, mais aussi de possibles effets atmosphériques) de celles qui

expriment une réalité de terrain différente de celle simulée par ISOP, ce qui représente évidemment l'intérêt d'une telle approche.

CONCLUSIONS GENERALES

Il est très important de disposer d'un outil d'estimation de la production adapté à l'échelle régionale et pour des zones où l'occupation du sol est complexe, avec des thèmes différents sur des surfaces variables. Les capteurs de télédétection à basse résolution spatiale comme VEGETATION permettent d'obtenir des informations désagrégées avec une haute résolution temporelle. Le modèle développé par Faivre et Fischer (1997), et adapté pour les objectifs de cette thèse, s'est avéré être un outil très solide pour réaliser des estimations, en prenant en compte la grande variabilité spatiale de l'information captée dans les différentes longueurs d'onde. Pour ce type de modèle de désagrégation, il est très important de prendre en compte des informations détaillées sur l'occupation du sol, et l'utilisation simultanée des informations de haute résolution spatiale (SPOT) et de celles fournies par le capteur VEGETATION sur la même plate-forme, est un atout très important du système SPOT.

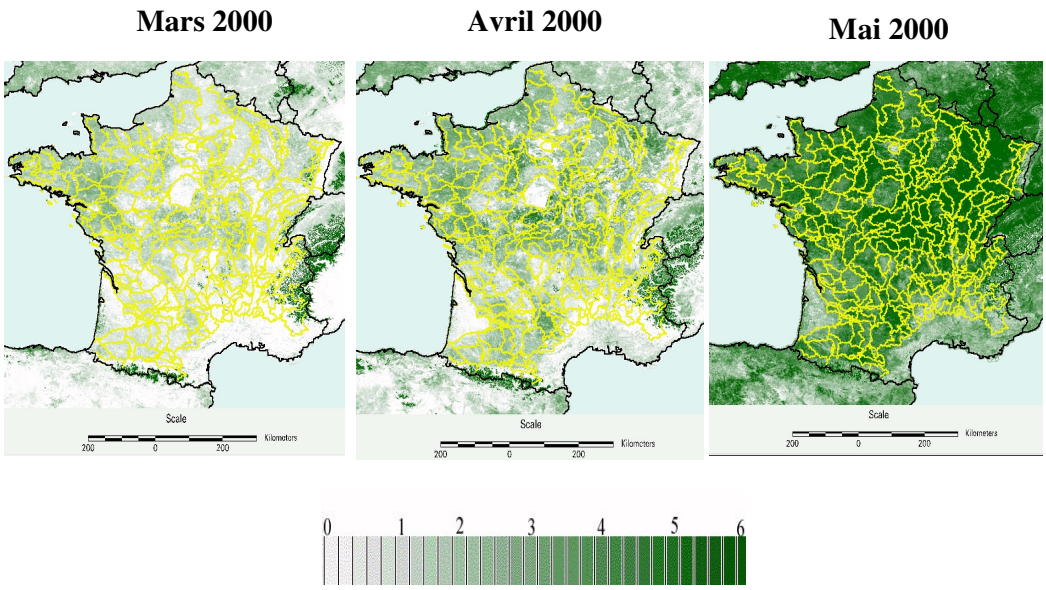
L'information obtenue par le capteur VEGETATION puis désagrégée pour correspondre à la réponse de la prairie pure dans les longueurs d'onde de l'infrarouge proche et de l'infrarouge moyen, a montré une très bonne correspondance avec l'évolution temporaire de certaines variables comme le LAI et la matière sèche. Cette correspondance a été sensiblement améliorée à partir du calcul des indices de végétation, à travers la combinaison et la normalisation des bandes qui le composent (cas de SWVI). Ces corrélations ont été sensiblement améliorées par l'application de modèles explicatifs qui reproduisent mieux la dépendance entre les variables SWVI et LAI (fonction exponentielle), et par la sélection de périodes où il n'existe pas de déphasage temporaire ou d'erreur dans le modèle.

L'information satellitaire, par l'accès qu'elle donne à certaines variables biophysiques, comme le LAI, donne une vision de la dynamique réelle de la couverture végétale. On a vu que selon les régions, les années et les périodes du cycle, les estimations faites à partir des données satellitaires sont en plus ou moins grand accord avec les estimations faites par le modèle, mettant en évidence certaines limites du modèle dans la représentation de la réalité. Les méthodes d'assimilation par forçage, comme celle que nous avons utilisée à des fins de démonstration dans ce travail, permettent de réaliser une véritable complémentarité entre télédétection et modèle, pour

aboutir à une estimation plus exacte de la production prairiale. Nous avons montré en particulier qu'un gain important pouvait être fait grâce à l'utilisation de la télédétection, non pas tant dans le bilan global de production, que dans la représentation des variations inter annuelles dans le cas d'années climatiques un peu exceptionnelles (sécheresse), et dans la représentation de la dynamique intra annuelle (représentation des dates de coupe et des démarrages de croissance).

Au-delà du travail réalisé dans cette thèse, le forçage des données de LAI dans le modèle STICS lui-même permettrait de tirer parti à la fois de la connaissance écophysiologique et agronomique renfermée dans le modèle et de l'actualisation spatiale et temporelle permise par les données de télédétection. On pourrait envisager également des méthodes plus sophistiquées, comme le ré-étalonnage, qui permettraient de ré-estimer région par région certains paramètres du modèle STICS dont on peut craindre qu'ils ne soient pas parfaitement adaptés. On pense en particulier à celui impliqué dans le redémarrage de la croissance après l'hiver ou après les coupes (LAI initial), ou celui impliqué dans la détermination des dates des coupes (somme de températures). Certaines divergences des estimations ISOP par rapport à la vision télédétection étant probablement imputables à l'estimation de certaines variables d'entrée (par exemple, la réserve utile du sol), on pourrait envisager de les re-estimer par assimilation. Enfin, une source de divergence entre ISOP et la télédétection étant possiblement liée à la représentativité des fenêtres VEGETATION par rapport à l'ensemble de la RF, on pourrait tenter d'améliorer cette représentativité. On pourrait conduire l'assimilation en utilisant l'ensemble des pixels d'une RF (et pas seulement les fenêtres d'étude) en donnant ainsi une caractérisation spectrale exhaustive de la RF, plus compatible avec la résolution d'ISOP. Une autre voie serait d'adopter une résolution plus fine que la RF , en travaillant sur des unités spatiales de taille plus petite (cantons ou communes par exemple), à la fois pour les données VEGETATION et pour les sorties ISOP. Cette voie, qui permettrait de mieux prendre en compte les variations intra RF de sol, de climat et de techniques, serait cependant infiniment plus lourde en terme de traitement de données et demanderait une modification substantielle du fonctionnement de ISOP.

A titre d'exemple, nous présentons ci-dessous l'estimation satellitaire du LAI (LAI_{VGT}), calculé à partir de la meilleure relation entre le SWVI et le LAI_{ISOP}, pour les mois de mars, avril et mai de l'année 2000 avec une résolution spatiale de $1km^2$.



Comme nous l'avons évoqué plus haut, cette information peut servir pour le forçage du modèle STICS, mais, compte tenu des réserves faites plus haut quant aux possibilités de travailler à une échelle plus fine, cette information pourrait également être utilisée pour spatialiser a posteriori les estimations ISOP à l'intérieur de chaque RF.

Finalement, il est très important de faire ressortir que, même si l'information utilisée comme référence n'est pas une information de terrain, mais résulte seulement d'un modèle, l'information satellitaire est le résultat d'une composition à l'échelle de 10 jours qui a ensuite subi de nombreux traitements, avec toutes les erreurs qui en résultent, les résultats obtenus montrent une assez bonne correspondance avec d'autres travaux réalisés de manière théorique ou a une échelle locale. Ces résultats obtenus ne doivent pas être pris comme une *recette* applicable dans toutes les conditions, mais plutôt comme un résultat perfectible, qui montre surtout les potentialités de développement d'une méthode de combinaison entre modèle et données de télédétection.

Au-delà de cette démonstration, nous avons dégagé des pistes d'amélioration de la méthode. Dans tous les cas, il paraît difficile d'aller plus loin sur ces différentes pistes sans l'obtention de données de terrain fiables (au minimum en LAI, sinon en MSEC) qui permettaient de réaliser une validation des estimations faites aussi bien par le système ISOP seul qu'à partir de la méthode d'assimilation des données du capteur VEGETATION dans le modèle.

Références bibliographiques

ARNOLD, G.W. AND CAMPBELL, N.A., 1972, A model of a farming system, with particular reference to a sub-model for animal production: Proc. Aust. Anim. Prod. 9, 23-30.

ASRAR, G.; FUCHS, M.; KANEMASU, E.T.; AND HATFIELD, J.L., 1984. Estimation absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. Agronomy Journal 76: 300-306.

AZZALI, S. AND MENENTI, M., 2000. Mapping vegetation-soil-climate complexes in southern Africa using temporal Fourier analysis of NOAA-AVHRR NDVI data. International Journal of Remote Sensing 21: 973-996.

BARET, F. AND GUYOT, G., 1990: Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. Remote Sensing of Environment 35: 161-173.

BARNES, W.L., PAGANO, T.S. AND SALOMONSON, V.V., 1998. Prelaunch characteristics of the moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) on EOS-AM1. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 36(4): 1088-1100.

BELANGER G., GASTAL F., LEMAIRE G., 1992. Growth analysis of a tall fescue sward fertilized with different rates of nitrogen. Crop Science 32 : 1371-1376.

BENOIT, M; GIRARD, CM AND DE VAUBERNIER, E., 1988,. Comparaison du comportement spectral de prairies permanentes en Lorraine avec leur type d'utilisation. Agronomie 8, 265-272.

BERTHELOT, B. AND DEDIEU, G., 1997, Correction of atmospheric effects for VEGETATION data. In: G.a.P. Guyot, T. (Editor), Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Courchevel, France, pp. 19-25.

BERTHELOT, B., AND P. Y. DESCHAMPS; 1994: Evaluation of bio-optical algorithms to remotely sense marine primary production from space. J. Geophys. Res., 99, 7979-7989.

BIERWIRTH, P.N., 1990. Mineral mapping and vegetation removal via data-calibrated pixel unmixing, using multispectral images. Int. j. remote sensing, 1990, vol.11, no. 11, 1999-2017.

BOUMAN, B.A.M, 1992: Accuracy of estimating the leaf area index from vegetation indices derived from crop reflectance characteristics, a simulation study. Int. J. Remote Sensing 13:3069-3084.

BOX, E.O.; HOLBEN, B.N. AND KALB, V., 1989. Accuracy of the AVHRR vegetation index as a predictor of biomass, primary productivity and net CO_2 flux. Vegetatio 80: 71-89.

BRISSON N., KING D., NICOULLAUD B., RUGET F., RIPOCHE D., DARTHOUT R. - 1992 - A crop model for land suitability evaluation: a case study of the maize crop in France. Eur. J. Agron., 1, 3, 163-175.

BRISSON N., MARY B., RIPOCHE D., JEUFFROY M.H., RUGET F., NICOULLAUD B., GATE P., DEVIENNE-BARRET F., ANTONIOLETTI R., DÜRR C., RICHARD G., BEAUDOIN N., RECOUS S., TAYOT X., PLENET D., CELLIER P., MACHET J.-M., MEYNARD J.M., DELECOLLE R., 1998. STICS : a generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen balances. I. Theory and parametrization applied to wheat and corn. Agronomie, 18, 311-346.

BRISSON N., RUGET F., GATE P., LORGEOU J., NICOULLAUD B., TAYOT X. , PLENET D., JEUFFROY M.-H., BOUTHIER A., RIPOCHE D., MARY B., JUSTES E., 2002. STICS : a generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen balances. II. Evaluation with comparison to actual experiment. Agronomie, 22, 1, sous presse.

BURKE, I.C.; KITTEL, T.G.F.; LAUENROTH, W.K.; SNOOK, P.; YONKER, M. AND PARTON, W.J., 1991. Regional analysis of the Central Great Plains. Bioscience 41: 685-692.

CAYROL, P., CHEHBOUNI, A., KERGOAT, L., DEDIEU, G., MORDELET, P. AND NOUVELLON, Y., 2000, Grassland modeling and monitoring with SPOT-4 VEGETATION instrument during 1997-1999 SALSA experiment. Agricultural and Forest Meteorology 105, 91-115.

CECCATO, P., FLASSE, S. AND GRÉGOIRE, J-M., 2002a. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data. Part II: Validation and application. Remote Sensing of Environment 82: 198-207.

CECCATO, P., GOBRON, N., FLASSE, S., PINTY, B. AND TARANTOLA, S., 2002b. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from

remote sensing data: Part I: Theorical approach. Remote Sensing of Environment 82: 188-197.

CHANETON, E.; DI BELLA, C.; LEÓN, R. Y REBELLA, C., 1995: Análisis regional de la variabilidad espacial y temporal de la productividad primaria de los pastizales de la Pampa Deprimida XVII REUNION ARGENTINA DE ECOLOGIA, Mar del Plata, Buenos Aires, Argentina.

CHONG, D.L., MOUGIN, E. AND GASTELLU-ETCHEGORRY, J.P., 1993. Relating the global vegetation index to net primary productivity and actual evapotranspiration over Africa. International Journal of Remote Sensing 14: 1517-1546.

CLEVERS, J.G.P.W. AND VERHOEF, W., 1993: Lai estimation by means of the WDVI: A sensitivity analysis with a combined PROSPECT-SAIL model. Remote Sensings Reviews 7: 43-64.

CLEVERS, J.G.P.W., 1988. The derivation of a simplified reflectance model for the estimation of leaf area index. Remote Sensing of Environment 25: 53-69.

CLEVERS, J.G.P.W., 1989: The application of a weighted infrared-red vegetation index for estimating leaf area index by correcting for soil moisture. Remote Sens. Environ. 29:25-37.

COE, M. J., CUMMING, D. H. AND PHILLIPSON, J., 1976. Biomass and production of large African herbivores in relation to rainfall and primary production. Oecologia 22: 341-354.

COLLECTIF, 1984. La prairie française en 1982. Fourrages, 100, 185 p.

DELECOLLE, R. AND GUÉRIF, M., 1988: Introducing spectral data into a plant process model for improving its prediction ability. 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing. Aussois, France. pp. 125-127.

DELECOLLE, R.; MAAS, S.J.; GUÉRIF, M. AND BARET, F., 1992: Remote sensing and crop production models: present trends. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 47: 145-161.

DI BELLA, C.M., REBELLA, C.M. AND PARUELO, J.M., .2000. Evapotranspiration estimates using NOAA AVHRR imagery in the Pampa region of Argentina. International Journal of Remote Sensing. Volume 21: 791-797.

DI BELLA, C.M.; PARUELO, J.M., BECERRA, J.E.; OESTERHELD, M. AND OYARZÁBAL, M., 2002. Effect of dead biomass on the spectral reflectance of grasses. (In press)

DONET I., LE BAS C., RUGET F., RABAUD V. 2001 : Informations et suivi objectif des prairies. Guide d'utilisation. Agreste, chiffres et données (2001) 134, 56 p, Ministère de l'Agriculture etr de la Forêt, Paris.

DONET I., RUGET F., RABAUD V., PÉRARNAUD V., DELÉCOLLE R. AND BONNEVIALE N., 1999,. ISOP: An integrated system to real-time assessment of forage production variability over France. The 4th European Conference on Applications of Meteorology (ECAM 99) Norrköping, Sweden 13-17 September, 1999.

DURU M., DUCROCQ H. AND TIRILLY V., 1995 Modelling growth of cocksfoot (Dactylis glomerata L.) and tall fescue (Festuca arundinacea Schreb.) at the end of spring in relation to herbage nitrogen status. Journal of Plant Nutrition 18: 2033-2047.

EDELSTEIN, P.R., NEWTON, J.E. AND TREACHER, T.T., 1973, A model of ewes with lambs grazing at pasture. Internal Rep. N° 260, Grassland Research Institute, Hurley, Berks, UK.

FAIVRE, R., AND FISCHER, A., 1997. Predicting crop reflectances using satellite data observing mixed pixels. Journal of Agricultural, Biological and Environmental Statistics 2, 87-107.

FISCHER, A., 1994. A simple model for the temporal variations of NDVI at regional scale over agricultural countries. Validation with ground radiometric measurements. International Journal of Remote Sensing 15: 1421-1446.

FISCHER, A; KERGOAT, L AND DEDIEU, G., 1997. Coupling satellite data with vegetation functional models: Review of different approaches and perspectives suggested by the assimilation strategy. Remote Sensing Reviews 15: 283-303.

GILABERT, M.A.; GANDÍA, S. AND MELIÁ, J., 1996. Analyes of spectral-biophysical relationships for a corn canopy. Remote Sensing of. Environment 55: 11-20.

GIRARD, C.M. ET RIPPSTEIN, G., 1994. Utilisation de données SPOT HRV pour la cartographie de savanes et pâturages dans les Llanos de Colombie. Bul SFPT 133 (1994-1): 11-19.

GOSSE, G; VARLET-GRANCHER, C.; BONHOMME, R. ; CHARTIER, M. ; ALLIRAND, J.M. ET LEMAIRE, G., 1986, Production maximale de matière sèche et rayonnement solaire intercepté par un couvert. Agronomie 6 : 47-56.

GOWARD, S.N.; TUCKER, S.J. AND DYE, D.G., 1985. North American vegetation patterns observed with the NOAA-7 advanced very high resolution radiometer. Vegetation 64: 3-14.

GOWARD, S.N.; WARING, R.H., DYE, D.G.; YANG, J., 1994. Ecological remote sensing at OTTER: Satellite macro scale observations. Ecological applications 4: 322-343.

GUERIF, M. 1989. Utilisation d'indices issus de données SPOT pour estimer la biomasse et le rendement de cultures de blé dur. Bulletin de la société française de Photogrammétrie et télédétection (FRA), 114, 49-52.

GUERIF, M., DE BRISIS, S. ET SEGUIN, B., 1991, Combined use of earth observation satellites and meteorological satellites for crop yield assessment in semi-arid environments. 42 Congress of the International Astronautical Federation. Montreal, October 1991. IAF, pp. 199-206

GUERIF, M., MACHET, J.M. AND DROULIN, J.F., 1995, Utilisation de la télédétection pour caractériser le statut azote des cultures de betteraves sucrières. 58th Congress – French Technical Institute for Sugar Beet. 19 June 1995. Bruxelles – Belgium.

GUYOT, G., 1990, Optical properties of vegetation canopies, Applications of Remote Sensing in Agriculture. Butterworths, London, pp.427.

HATFIELD, J.L., KANEMASU, E.T., ARARA, G., JACKSON, R.D., PINTER, P.J., REGINATO, R.J. AND IDSO, S.B., 1985. Leaf area estimates from spectral measurements over various dates of wheat. International Journal of Remote Sensing 6: 167-175.

HATFIELD, JL; ASRAR, G AND KANEMASU, T., 1984. Intercepted photosynthetically active radiation estimated by spectral reflectance. Remote Sensing of Environment 14:65-75.

HENTGEN A., 1982. Une méthode pour améliorer la connaissance de la production disponible des surfaces herbagères au niveau national. Fourrages 92, 15-49

HOBBS, R.J. 1990. Remote Sensing of Spatial and Temporal Dynamics of Vegetation. Book: Remote Sensing of Biosphere Functioning. Editors: R. J: Hobbs and H. A. Mooney. Chapter: 10 pp: 203-219.

HOBBS, T.J. 1995. The use of NOAA-AVHRR NDVI data to assess herbage production in the arid rangelands of Central Australia. International Journal of Remote Sensing 16: 1289-1302.

HOLBEN, B.N., 1986. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. International Journal of Remote Sensing, 1986, vol. 7, no. 11, 1417-1434

HUETE, A.R., 1988, A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sensing of Environment 25, 295-309.

JAMAGNE M., HARDY R., KING D., BORNAND M., 1995. La base de données géographique des sols de France - Étude et gestion des sols,Vol.2, N°3, pages 153-172.

JASINSKI, M.F. 1996. Estimation of Subpixel Vegetation Density of Natural Regions Using Satellite Multispectral Imagery. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, vol. 34 Nº 3.

JONES, C.A., AND J.R. KINIRY. 1986. CERES - Maize. A simulation model of maize growth and development. Texas A & M University Press, College Station, Texas

JONES, J.W. 1993. Decision Support Systems for agricultural development. P. 459-471. In: F.W.T. de Vries, P. Teng and K. Metsellaar (eds.) System Approach for Agricultural Development. Kluwer Acedemic Publisher.

KAUFMAN, Y.J. AND TANRÉ, D., 1992, Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing 30, 261-270.

KERDILES, H. AND GRONDONA, M., 1995. NOAA-AVHRR NDVI descomposition and subpixel classification using linear mixing in the Argentinean Pampa. International Journal of Remote Sensing 1995, vol.16, no. 7, 1303-1325

KING D., DAROUSSIN J., TAVERNIER R., 1994 - Development of a soil geographic database from the soil map of the European Communities. CATENA, 21, pp. 37-56.

LAGUETTE, S. 1997. Utilisation des données NOAA-AVHRR pour le suivi du blé a l'échelle de l'Europe. Thèse doctorale. ENGRF.

LAUNAY, M., 2002. Diagnostic et prévision de l'état des cultures a l'échelle régionale : couplage entre modèle de croissance et télédétection. Application a la betterave sucrière en Picardie. Thèse de Doctorat INA P-G. Janvier 2002.

LAUVER, C.L., 1997. Mapping species diversity patterns in the Kansas shortgrass region by integrating remote sensing and vegetation analysis. Journal of Vegetation Science 8: 387-394.

LAW, B.E AND WARNING R.H. 1994. Combining remote sensing and climatic data to estimate net primary production across Oregon. Ecological Aplications, 4(4), 1994, pp.717-728.

LEBLON, B. AND GUERIF, M., 1991. Spectral estimates of PAR interception and biomass production of irrigated rice crops. 2. Model validation with SPOT data. 5th International Colloquium - Physical measurements and Signatures in Remote Sensing, Courchevel, France. pp. 573-576.

LEMAIRE G. AND SALETTE J., 1984, Relation entre dynamique de croissance et dynamique de prélèvement d'azote pour un peuplement de graminées fourragères. I Etude de l'effet du milieu, Agronomie 4, 423-430.

LO SEEN, D.; MOUGIN, E.; RAMBAL, S.; GASTON, A. AND HIERNAUX, P., 1995. A regional Sahelian grassland model to be coupled with multispectral satellite data. II: Toward the control of its simulations by remotely sensed indices. Remote Sensing of Environment 52: 194-206.

LOBO, A.; MOLONEY, K.; AND CHIARIELLO, N., 1998. Fine-scale mapping of a grassland from digitized aerial photography: An approach using image segmentation and discriminant analysis. International Journal of Remote Sensing 19: 65-84.

MAAS, S.J., 1988a. Use of Remote-sensed information in agricultural crop growth models. Ecological Modeling 41: 247-268.

MAAS, S.J., 1988b. Using satellite data to improve model estimates of crop yield. Agronomy Journal 80: 655-662.

MONTEITH, J.L., 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. J. App. Ecol. 19: 747-766.

MONTEITH, J.L., 1981. Climatic variation and the growth of crops. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Socity 107: 749-774.

MOULIN, S.; BONDEAU, A. AND DELÉCOLLE, R., 1998. Combining agricultural crop models and satellite observations: from field to regional scales. Int. J. Remote Sensing 19: 1021-1036.

OESTERHELD, M.; DI BELLA,C.M. AND KERDILES,H., 1998. Relation between NOAA-AVHRR satellite data and stocking rate of rangelands. Ecological Applications, 8(1), pp. 207-212

PALMER, W.C., 1965. Meteorological drought. US Weather Bureau, Research Paper No. 45, 58 pp.

PARTON, W.J., SCURLOCK, J.M.O., OJIMA, D.S., SCHIMEL, D.S. AND HALL, D.O., 1995, Scope Program Group Members. Impact of climate change on grassland production and soil carbon worldwide. Global Change Biol. 1, 13–22.

PARUELO J. M., LAUENROTH W. K. AND ROSET P. A., 2000 (b), Technical note: Estimating aboveground Plant Biomass Using a Photographic Technique. Journal of Range Management 53, 190-193.

PARUELO, J.M., EPSTEIN H. E., LAUENROTH, W. K. & BURKE, I. C., 1997,. ANPP estimates from NDVI for the central grassland region of the U.S. Ecology 78, 953-958.

PARUELO, J.M., OESTERHELD, M., DI BELLA, C,M,, ARZADUM, M., LAFONTAINE, J., CAHUEPÉ, M, AND REBELLA, C.M., 2000 (a). Estimation of primary production of sub-humid rangelands from remote sensing data. Applied Vegetation Science 3, 189-195.

PERARNAUD V., DONET I., RUGET F., DELECOLLE R., 1997. Estimation of the year-to-year variability of grassland production in France. 3nd European Conference on Applications of Meteorology, 23-26 september 1997, Lindau, Deutchland, session 5: Non-real time applications of Meteorology, Annalen der Meteorologie, 35, Deutscher Wetterdienst, 188-190.

PETERSON, U. AND AUNAP, R., 1998. Changes in agricultural land use in Estonia in the 1990s detected with multitemporal landsat MSS imagery. Landscape and Urban Planning 41: 193-201.

PORTER, J., 1984. A model of canopy development in winter wheat. Journal of Agricultural Science (Cambridge) 102: 383-392.

PRÉVOT, L., BARET, F., CHANZY, A., OLIOSO, A., AND WIGNERON, J.P., et al. 1998. Assimilation of multisensor and multitemporal remote sensing data to monitor vegetation and soil: The Alpilles ReSeDa project. IGARSS'989, International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Seattle, WA (USA), Juillet 1998.

PRINCE, S.D. 1991. Satellite remote sensing of primary production: comparison of results for Sahelian grasslands 1981-1988. International Journal of Remote Sensing 12: 1301-1311.

PUYOU - LASCASSIES, P., FLOUZAT, G., GAY M. AND VIGNOLLES, C., 1994. Validation of the use of Multiple Linear Regression as a Tool for Unmixing Coarse Spatial Resolution Images. Remote Sensing of environment 49: 155 - 166.

RAHMAN, H. AND DEDIEU, G., 1994. SMAC : A Simplified Method for the Atmospheric Correction of Satellite Measurements in the Solar Spectrum. International Journal of Remote Sensing, 15, 123-143.

RAST, M., BÉZI, J.L. AND BRUZZI, S., 1999. The ESA Medium Resoluion Imaging Spectrometer MERIS - a review of the instruent and its missionmevie. Int. J. Remote Sens., 20(9): 1681-1702.

RICHARDSON, A.J., AND WIEGAND, C.L., 1977, Distinguishing vegetation from soil background information. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 43, 1541-1552.

RIEDO, M., GRUB, A., ROSSET, M. AND FUHRER, J., 1998. A pasture simulation model for dry matter production, and fluxes of carbon, nitrogen, water and energy. Ecol. Model. 105, pp. 141¯183.

ROSS, J. 1975. Radiative transfer in plant communities. In Monteith J.L. (ed), Vegetation and the atmospere, Vol. 1: Principles. Academic Press, New York, 278 pp.

ROUSE, J.W., HAAS, R.W., SCHELL, J.A., DEERING, D.W. AND HARLAN, J.C., 1974, Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation. NASA/GSFCT Type III Final Report, Greenbelt, MD, USA.

RUGET F., DELECOLLE R., LE BAS C., DURU M., BONNEVIALE N., RABAUD V., DONET I., PERARNAUD V., PANIAGUA S., 2000a. Utilisation spatialisée

de STICS, application à l'estimation et au suivi des productions fourragères françaises et à la détection de situations régionales d'alerte. Colloque Ager-Mia, 31 août 2000, Cirad, Montpellier, résumés.

RUGET F., DELECOLLE R., TIERS N., RABAUD V., DURU M., GASTAL F., DONET I., 2000b. Estimating alarm situations on grassland production at regional scale. 7th ICCTA, Computer Technology in Agricultural management and risk prevention, Firenze, Italia, 15-18 November 1998, Supplemento agli atti dei Georgofili, Conese, Falchi, ed, 578-584.

RUGET F., DELÉCOLLE R., TIERS N., RABAUD V., DURU M., GASTAL F., DONET I., 1998b. Estimating alarm situations on grassland production at regional scale. 7th ICCTA, Computer Technology in Agricultural management and risk prevention, Firenze, Italia, 15-18 November 1998, abstract, 130.

RUGET F., DURU M. AND GASTAL F., 1999, Adaptation of an annual crop model (STICS) to a perennial crop: grassland. International symposium modeling cropping systems, 21 June 1999 (Lleida – Spain), pp 111-112.

RUGET F., NICOULLAUD B., LORGEOU J., BRISSON N., GATE P., RIPOCHE D., KING D., DELÉCOLLE R., DAROUSSIN J., NGONGO L., CLASTRE P., 1995. Délimitation de zones aux potentialités équivalentes en France et dans la Communauté Européenne pour optimiser les réseaux d'expérimentation des variétés. Blé et maïs. Ruget F. (ed), INRA Avignon, 52 p., 30 fig., 17 planches.

RUGET F., TAYOT X., DELÉCOLLE R., TIERS N., CLASTRE P ., SOURIE J.-C., 1998a. Assessing the advisableness of a non-food crop in a region using a crop simulation model (STICS). In : Biomass for Energy and industry. 10th European Conference and Technology Exhibition. Würzburg, Deutschland, 8-11 June 1998, 1027-1030.

RUNNING, S.W. AND NEMANI, R.R., 1988. "relating seasonal patterns of the AVHRR vegetation index to simulated photosynthesis and transpiration of forests in different climates", Remote Sens. Environ, 24, 347-367.

RUNNING, S.W., 1990. Estimating Terrestrial Primary Productivity by Combining Remote Sensing and Ecosystem Simulation. Book: Remote Sensing of Biosphere Functioning. Chapter: 4. Editors: R. H. Hobbs and H. A. Mooney.

SALA, O. E., PARTON, W. J. , JOYCE, L. A. , & LAUENROTH, W. K., 1988. Primary Production of the central grassland region of the United States. Ecology, 69: 40-45.

SALAMI, A.T. 1999. Vegetation dynamics on the fringes of lowland humid tropical rainforest of south-western Nigeria-an assessment of environmental change with air photos and Landsat TM. International Journal of Remote Sensing 20: 1169-1181.

SAUGIER, B., RIPLEY, E.A. AND LUEKE, P., 1974, Modelling: VIII. A mechanistic model of plant growth and water use for the Matador grassland. Technical Report, Matador Project, University of Saskatchewan. 1974. N° 65, 96 pp.

SCEES, 1984. Les prairies en 1982. Collections de statistique agricole, étude 233, 71 p.

SCEES, 2000. Les prairies en 1998.Agreste, Chiffres et données Agriculture, 128, 73 p.

SEGUIN, B., 1993, NOAA/AVHRR data for crop monitoring at a regional level: Possibilities and limits in the European Context. EARSel Advances in Remote Sensing 2: 87-93.

SELLERS, P.J. 1987. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. II The role of biophysics in the linearity of their interdependence. Remote Sensing of Environment 21: 143-183.

SELLERS, P.J., 1985. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. Int. J. Remote Sensing 6: 1335-1372.

SELLERS, P.J.; BERRY, J.A.: COLLATZ, C.B.: FIELD, C.B. AND HALL, F.G. 1992. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. III A reanalysis using improved leaf models and a new canopy integration scheme. Remote Sensig of Environment 42: 187-216.

SIMS, P., SINGH, J. S. & LAUENROTH, W.K., 1978, The structure and function of ten western North American grassland. Journal of Ecology 66, 251-85.

THORNLEY, J.H.M. AND CANNELL, M.G.R., 1997, Temperate grassland responses to climate change: an analysis using the Hurley pasture model. Ann. Bot. 80, 205¯221.

TIAN, Y., ZHANG, Y., KNYAZIKHIN, Y., MYNENI R.B. , GLASSY, J.M., DEDIEU, G. AND RUNNING, S.W. 2000. Prototyping of Modis lai and fpar algorithm with lasur and landsat data. IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, vol. 38, no. 5, 2387-2401.

TIERS, N., 1998. Participation à la modélisation de la production fourragère à l'échelle nationale. Rapport d'activité. INRA Avignon, Unité de bioclimatologie, 40 p. +annexes.

TUCKER, C. J. 1977. Resolution of grass canopy biomass classes, Photogramm. Eng. Rem. S. 43:1050-1067.

TUCKER, C.J., B.N. HOLBEN, J.H. EGLIN, J.E. MCMURTREY, 1981. Remote sensing of total dry matter accumulation in winter wheat. Remote Sensing of Environment 11: 171-189.

TUCKER, C.J.; VANPRAIET, C.L.; SHARMAN, M.J. Y VAN ITTERSUM, G., 1985. Satellite remote sensing of total herbaceous biomass production in the Senegalese Sahel. Remote Sens. Environ. , 17: 233-249.

VARLET-GRANCHER, C., BONHOMME, R., CHARTIER, M. AND ARTIS, P. 1982. Effcience de la conversion energetique de l'energie solaire par un couvert vegetal. Oecologica Oecologie Plantarum 3 : 3-26.

VARLET GRANCHER C., GOSSE G., CHARTIER M., SINOQUET H., BONHOMME R., ALLIRAND J.-M., 1989. Mise au point: rayonnement solaire absorbé ou intercepté pat un couvert végétal. Agronomie 9.

VERMOTE, E. F., EL SALEOUS, N. Z., JUSTICE, C. O., KAUFMAN, Y. J., PRIVETTE, J., REMER, L., ROGER, J. C., & TANRE, D., 1997. Atmospheric correction of visible to middle infrared EOS-MODIS data over land surface, background, operational algorithm and validation. Journal of Geophysical Research 102: 17131-17141.

WANJURA, DF AND HATFIELD, JL (1988): Vegetative and optical characteristics of four-row crop canopies. Int. J. Remote Sensing 9: 249:258.

WEISS, M., 1998, Développement d'un algorithme de suivi de la végétation a large échelle. Thèse de Doctorat. Université de Nice-Sophiea Antipolis. 1998.

WHISLER, F. D., ACOCK, B., BAKER, D.N., FYE, R.E., HODGES, H.F., LAMBERT, J.R., AND REDDY, R. 1986. Crop simulation models in agronomic systems. Advances in Agronomy Vol. 40: 141-208.

WIEGAND, C. L., A. H. GERBERMANN, K. P. GALLO, B. L. BLAD, AND D. DUSEK, 1990: Multisite analyses of spectral-biophysical data for corn. Remote Sens. Environ. 33 : 1-16.

WIEGAND, C.L.; RICHARDSON, A.J. AND NIXON, P.R.,1985. Spectral components analysis, a bridge between spectral and agrometeorological crop models. 17th Conference on Agriculture and Forest Meteorology: 203-205.

WIEGAND, C.L.; RICHARDSON, A.J.; JACKSON, R.D.; PINTER, P.J.; KRIS AASE, J.; SMIKA, D.E.; LAUTENSCHLAGER, L.F. AND MCMURTREY, J.E., 1986. Development of Agrometeorological Crop Model Inputs from Remotely Sensed Information. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 24: 90-97.

Annexe 1

Publications dans le cadre de la Thèse

- Travail publié dans le: “IX Congreso Nacional de Teledetección” (19-21 septiembre 2001-Lleida-España): Utilización de la teledetección y la simulación numérica para la evaluación de la producción de praderas en Francia. C. Di Bella, F. Ruget, B. Seguin, R. Faivre, B. Combal, M. Weiss y C. Rebella.

- Envoyé a publication au International Journal of Remote Sensing del 1/9/02 (RES 105-637): “Remote sensing capabilities to estimate pasture production in France”. Di Bella, C; Faivre, R.; Ruget; F.; Seguin, B.; Guérif, M.; Combal, B.; Weiss, M. and Rebella, M.

- Résume envoyé à la Conférence: VEGETATION ANTWERP – 2002 INTERNATIONAL CONFERENCE. Remote sensing capabilities to estimate pasture production in France. Di Bella, C; Faivre, R.; Ruget; F.; Seguin, B.; Guérif, M.; Combal, B.; Weiss, M. and Rebella, C.. November 19th to 22nd,2002 - Antwerp, Belgium