



Suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols d'origine anthropique et climatique à l'échelle régionale par télédétection moyenne résolution (application à la Bretagne)

Rémi Lecerf

► To cite this version:

Rémi Lecerf. Suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols d'origine anthropique et climatique à l'échelle régionale par télédétection moyenne résolution (application à la Bretagne). Sciences de la Terre. Université Rennes 2, 2008. Français. NNT : . tel-00337099

HAL Id: tel-00337099

<https://theses.hal.science/tel-00337099>

Submitted on 6 Nov 2008

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.

**THESE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE RENNES 2
UNIVERSITE EUROPEENNE DE BRETAGNE**

LABORATOIRE COSTEL

Discipline : GEOGRAPHIE

Présentée par

Rémi LECERF

**Suivi des changements d'occupation et d'utilisation des
sols d'origine anthropique et climatique à l'échelle
régionale par télédétection moyenne résolution
(Application à la Bretagne)**

Pour obtenir le titre de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE RENNES 2

Membres du jury :

Frédéric BARET, Directeur de recherche - INRA Avignon (Rapporteur)

Marc ROBIN, Professeur - Université de Nantes (Rapporteur)

Thomas LOVELAND, Directeur de recherche – USGS Sioux Falls (Examinateur)

Grégoire MERCIER, Maître de conférences - ENST Bretagne (Examinateur)

Laurence HUBERT-MOY, Professeur - Université de Rennes 2 (Directrice)

Vincent DUBREUIL, Professeur - Université de Rennes 2 (Co-directeur)

Soutenue le 16 octobre 2008

Liste des sigles et acronymes

5S	Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum
6S	Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum
ACP	Analyse en Composantes Principales
ALA	Average Leaf Angle
AM	Ante Meridian
ARVI	Atmospherically Resistant Vegetation Index
ASD	Analytical Spectral Devices
ASE	Agence Spatiale Européenne
ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
BEP	Bretagne Eau Pure
BISE	Best Index Slope Extraction
BRDF	Bidirectional Reflectance Distribution Function
CCD	Charged Coupled Device
CIPAN	Cultures Intermédiaires Piège à Nitrates
CNES	Centre National d'Etudes Spatiales
CORINE	Co-ordination of Information on the environment
COST	European Cooperation in the field of Scientific and Technical Research
COSTEL	Climat et Occupation du Sol par Télédétection
CV	CONstraint View
DART	Discrete Anisotropic Radiative Transfer
DE	Déficit d'Evaporation
DIREN	Direction Régionale de l'Environnement
DPU	Droit au Paiement Unique
ENST	Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications
ENVISAT	ENVironmental SATellite
EOS	Earth Observing System
ESA	European Space Agency
ETM	Enhanced Thematic Mapper
ETP	Evapotranspiration Potentielle
ETR	Evapotranspiration Réelle
EVI	Enhanced Vegetation Index
FAO	Food and Agriculture Organization
fAPAR	fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation
fCOVER	fraction of Vegetation Cover
FDRB	Fonction de Distribution de la Réflectance Bidirectionnelle
FLIM	Forest Light Interaction Model
GDAS	Global Data Assimilation System
GEMI	Global Environmental Monitoring Index
GIEC	Groupe Intergouvernemental d'Experts sur l'évolution du Climat
GLP	Global Land Project
GWL	Grosswetterlagen
GWT	Grosswettertypen
HRG	Haute Résolution Géométrique
HRV	Haute Résolution Visible
HRVIR	Haute Résolution Visible et Infrarouge
IFEN	Institut Français de l'Environnement
IFN	Inventaire Forestier National
IFOV	Instantaneous Field Of View
IGBP	International Geosphere-Biosphere Programme
IMAPP	International MODIS/AIRS Processing Package
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change

IQR	Intervalle InterQuartile
IUCN	International Union for Conservation of Nature
KIA	Kappa Index of Agreement
LAD	Leaf Angular Distribution
LAI	Leaf Area Index
LIBERTY	Leaf Incorporating Biochemistry Exhibiting Reflectance and Transmittance Yields
LOWTRAN	Low Resolution Transmission
LUCAS	Land Use/Cover Area Frame Statistical Survey
LUCC	Land Use and Cover Changes
MERIS	MEDium Resolution Imaging Spectrometer
MIR	Moyen Infrarouge
MNT	Modèle Numérique de Terrain
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MODTRAN	Moderate Resolution Transmittance
MVC	Maximum Value Composite
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NCEP	National Centers for Environmental Prediction
NDVI	Normalised Difference Vegetation Index
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
ONIC	Office National Interprofessionnel des Céréales
OTEX	Orientation Technico-Economique des eXploitations
PAC	Politique Agricole Commune
PIK	Potsdam Institut für Klimafolgenforschung
PIR	Proche Infrarouge
PM	Post Meridian
PMPOA	Programme de Maîtrise des Pollutions d'Origines Agricoles
PRIR	Programme de Recherche d'Intérêt Régional
RAYTRAN	a Monte Carlo ray-tracing model
RGA	Rencensemt Général Agricole
RMS	Root Mean Square
SAGE	Schéma d'Aménagement et de Gestion des Eaux
SAIL	Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves
SAU	Surface Agricole Utile
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index
SCEES	Service Central des Etudes et Enquêtes Statistiques
SDAGE	Schema Directeur d'Aménagement et de Gestion des Eaux
SMAC	Simplified Method for the Atmospheric Correction
SOM	Self Organizing Map
SOS	Successive Orders of Scattering
SPOT	Système Probatoire d'Observation de la terre
SST	Sea Surface Temperature
STH	Surfaces Toujours en Herbe
TERUTI	Enquête utilisation du territoire
TIROS	Television Infrared Observation Satellites
TM	Thematic Mapper
TOA	Top Of Atmosphere
TOC	Top Of Canopy
TOVS	TIROS Operational Vertical Sounder
TSAVI	Transformed Soil Adjusted Vegetation Index
UNEP	United Nation Environment Program
WCRP	World Climate Research Programme
ZES	Zones d'Excédent Structurel

Sommaire

LISTE DES SIGLES ET ACRONYMES	5
SOMMAIRE	7
INTRODUCTION	9
PARTIE 1 : LE SUIVI DES CHANGEMENTS D'OCCUPATION ET D'UTILISATION DU SOL A L'ECHELLE REGIONALE AVEC DES DONNEES SATELLITAIRES A MOYENNE RESOLUTION	15
CHAPITRE 1.1. LE SUIVI DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DU SOL A L'ECHELLE REGIONALE EN REGION AGRICOLE INTENSIVE : QUELS ENJEUX ?	19
1.1.1. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol	19
1.1.2. Le cas des régions agricoles intensives	31
Synthèse	37
CHAPITRE 1.2. LES OUTILS ET LES METHODES DE SUIVI DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DES SOLS	39
1.2.1. Les outils	39
1.2.2. Les méthodes de suivi adaptées aux séries temporelles moyenne résolution	47
Synthèse	73
CONCLUSION DE LA PREMIERE PARTIE	77
PARTIE 2 : METHODES DE TRAITEMENT DES DONNEES POUR LA DETECTION DES CHANGEMENTS D'OCCUPATION ET D'UTILISATION DU SOL A L'ECHELLE REGIONALE.....	79
CHAPITRE 2.1. SITE D'ETUDE ET DONNEES	83
2.1.1. Le site d'étude	83
2.1.2. Les données	92
Synthèse	105
CHAPITRE 2.2. PRETRAITEMENT DES SERIES TEMPORELLES D'IMAGES MOYENNE RESOLUTION	107
2.2.1. Prétraitements atmosphériques et géométriques	107
2.2.2. Reconstruction des séries temporelles	114
2.2.3. Amélioration du contenu radiométrique et de la résolution spatiale des images	125
2.2.4. Extrapolation des séries temporelles de réflectance	126
Synthèse	129
CHAPITRE 2.3. TRAITEMENT DES SERIES TEMPORELLES	131
2.3.1. Détermination de variables biophysiques	131
2.3.2. L'extraction de métriques temporelles	141
2.3.3. Classification des données	144
2.3.4. Extraction de profil moyens de variables biophysiques	152
Synthèse	153
CHAPITRE 2.4. METHODE DE VALIDATION DES DONNEES TRAITEES	155
2.4.1. Traitement des données de télédétection haute résolution	156
2.4.2. Validation des séries temporelles reconstituées	161
2.4.3. Les classifications	163
2.4.4. Distinction des facteurs climatiques de changement	166
Synthèse	169
CONCLUSION DE LA DEUXIEME PARTIE	171
PARTIE 3 : LA DYNAMIQUE DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DES SOLS A L'ECHELLE REGIONALE PAR TELEDETECTION MOYENNE RESOLUTION.....	173
CHAPITRE 3.1. LES SERIES TEMPORELLES D'IMAGES MODIS : DE LA REFLECTANCE AUX CLASSIFICATIONS D'OCCUPATION DU SOL	177
3.1.1. Les séries temporelles de réflectance	178
3.1.2. Les variables biophysiques, du terrain à l'échelle régionale	213
3.1.3. Les classifications de séries temporelles, de l'échelle régionale à l'échelle locale	225
Synthèse	243
CHAPITRE 3.2. LA DYNAMIQUE SPATIO-TEMPORELLE DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DES SOLS AGRICOLES EN BRETAGNE	245
3.2.1. L'évolution des surfaces cultivées	245
3.2.2. L'évolution de la couverture hivernale des sols	265
Synthèse	277
CONCLUSION DE LA TROISIEME PARTIE	279
CONCLUSION	281
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	289
LISTE DES FIGURES	313
LISTE DES TABLEAUX	319
SOMMAIRE	321

Introduction

Les changements d'occupation et d'utilisation du sol modifient le fonctionnement de la biosphère. Ils exercent une influence aujourd'hui reconnue sur l'évolution du climat, de la biodiversité, de l'hydrosystème et des sols (Feddema *et al.*, 2005; Foley *et al.*, 2005). Ils participent au changement climatique global et en retour, ils sont en partie contrôlés par ce dernier, que ce soit à l'échelle globale, régionale ou locale (Lambin *et al.*, 2006; Ojima *et al.*, 2005). Les changements d'usages des sols expliquent un quart des modifications des échanges radiatifs à l'échelle globale (Forster *et al.*, 2007).

Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation du sol tient une place de plus en plus importante dans l'analyse de la dynamique du système terrestre. Dans le contexte des changements climatiques perceptibles actuellement, il représente un enjeu important pour les années à venir. A cet égard, les régions caractérisées par une agriculture intensive présentent un intérêt particulier puisqu'elles correspondent à des zones où les changements locaux sont brusques et fréquents (changement d'une parcelle à l'autre et d'une saison à l'autre), tandis que les structures paysagères évoluent lentement à l'échelle régionale, donnant une impression générale de stabilité. Dans ces régions, des modifications intervenant au niveau des systèmes cultureux et des structures paysagères liées pour partie aux changements climatiques peuvent avoir un impact important sur l'environnement, en particulier sur les ressources en eau (Turner II *et al.*, 1990). En retour, les changements produits sur les structures paysagères et les modes d'occupation des sols peuvent entraîner des changements climatiques locaux qui participent au changement global (Bonan, 1997).

Le suivi des changements intervenant dans la couverture végétale à une échelle régionale représente aujourd'hui un des enjeux majeurs de la recherche dans les applications du domaine spatial tant au niveau international (Programmes «Land Use/Cover Change Project» - LUCC Science Plan (Lambin *et al.*, 1999)-, «IGBP/IHDP») qu'au niveau national, puisqu'il s'agit d'une priorité affichée dans les programmes d'observation du CNES. La connaissance des variations spatio-temporelles de l'occupation et de l'utilisation des sols est considérée depuis plusieurs années comme un des éléments-clé permettant d'effectuer des simulations de l'évolution des climats, notamment à partir de l'exploitation de longues séries d'images satellitales (Han *et al.*, 2004).

Les images de télédétection sont aujourd'hui largement utilisées pour cartographier l'occupation et l'utilisation du sol et analyser la dynamique spatio-temporelle de la végétation

(Ehrlich et al., 1996; Reed et al., 1994). De nombreux travaux sont engagés dans le cadre de programmes portant sur le changement global, afin d'étudier les variations climatiques et les facteurs qui les génèrent (IGBP, International Geosphere-Biosphere Programme). Une bonne partie d'entre eux portent sur la détection de changements brutaux et spectaculaires, telle que la déforestation (Lambin *et al.*, 1994a). Ils sont menés à l'échelle globale, continentale ou subcontinentale à partir d'images satellites d'observation de la terre à haute répétitivité, avec une fréquence d'acquisition d'images quotidienne, et à basse résolution spatiale, de l'ordre du kilomètre (Nemani *et al.*, 1996). Cependant à ces échelles, les chercheurs sont fréquemment confrontés au problème de la validation des changements détectés, le saut d'échelle à effectuer pour confronter les résultats aux observations effectuées à l'échelle locale avec des images haute résolution ayant des pixels dont la taille est comprise entre 10 et 30 m, et une fréquence d'acquisition faible ou avec des données acquises sur le terrain étant trop important pour envisager des études à méso-échelle (Lupo et al., 2001). Parallèlement, de récents travaux ont montré que les satellites à basse résolution spatiale ne sont pas adaptés pour détecter et suivre des changements d'utilisation et d'occupation des sols à l'échelle régionale pour des paysages fragmentés, les changements locaux dus aux rotations culturales n'étant pas détectés (Lecerf, 2003). Ainsi, les études réalisées avec des séries d'images à basse résolution permettent d'observer des modifications perceptibles à petite échelle qui affectent la couverture végétale (phénologie, stress hydrique...) et de réaliser des suivis agro-météorologiques, mais l'identification et la localisation de différents types d'occupation et d'utilisation des sols telles que les surfaces artificialisées ou les cultures est très difficile, voire impossible, en particulier dans des régions au paysage très fragmenté (Moody et al., 1994; Moody et al., 1995). A contrario, les suivis effectués à l'aide d'images à haute résolution spatiale et faible répétitivité ne permettent pas d'observer des modifications intra-annuelles de la couverture végétale sur de larges surfaces (Townshend et al., 1988). En outre, différents auteurs ont pu mettre en évidence la difficulté de valider des changements observés à l'échelle globale avec les changements observés à l'échelle locale (Bartholomé et al., 2005; Loveland et al., 1991; Mayaux, 2003). Ainsi, l'utilisation d'une échelle d'observation intermédiaire pourrait permettre d'effectuer le lien entre les changements détectés à l'échelle globale et ceux détectés à l'échelle locale.

Depuis les années 2000, de nouveaux capteurs embarqués à bord de satellites acquièrent des images avec une résolution spatiale intermédiaire, de l'ordre de 250 à 300m. Ainsi, MODIS, capteur de la NASA placé successivement sur les plateformes EOS AM-1 et EOS-PM-1 mises en orbite respectivement en 2000 et 2002, possède deux bandes spectrales à 250 m de résolution spatiale, dans les parties rouge et proche infrarouge du spectre électromagnétique. MERIS, capteur placé sur la plate-forme ENVISAT de l'Agence Spatiale Européenne qui a été mise en orbite en 2003, possède quant à lui 11 bandes spectrales à 300 m de résolution. MODIS a une répétitivité de 1 à 2 jours contre 2 à 4 jours pour MERIS. Ces

images à moyenne résolution spatiale pourraient permettre de combler le saut d'échelle existant entre les données à basse résolution et à haute résolution spatiale : elles présentent l'intérêt de couvrir de larges régions, possèdent une résolution spatiale qui pourrait être adaptée à l'étude de changements en paysage fragmenté ainsi qu'une résolution temporelle quasi-quotidienne compatible avec des suivis effectués à un pas de temps intra-annuel.

Toutefois, les séries d'images moyenne résolution prétraitées et distribuées par les différents centres tels que l'Agence Spatiale Européenne ou la NASA ne conviennent pas à l'étude des changements d'occupation et d'utilisation du sol dans des régions au paysage fragmenté : tout d'abord, la résolution spatiale des produits livrés est généralement dégradée à une résolution kilométrique, ce qui est insuffisant pour détecter des changements qui se produisent à l'échelle d'îlots parcellaires (Townshend et al., 1988); ensuite, les séries temporelles d'images de télédétection enregistrées par les capteurs optiques sont largement affectées par les changements d'états de l'atmosphère, alors que pour observer les changements d'occupation et d'utilisation du sol il est nécessaire de s'affranchir au maximum de l'ensemble des changements atmosphériques (Sobolev, 1972; Tanré et al., 1986; Vermote et al., 1997). Or, quand elles sont corrigées, les données de réflectance de ces séries d'images laissent apparaître des artefacts dus aux conditions atmosphériques, aux changements d'angle de visée et à l'absence d'observations due à la présence de nuages (Hagolle et al., 2005; Roujean et al., 1992; Viovy et al., 1992). Enfin, les produits de synthèses d'images sont constitués par des indices de végétation qui ne sont pas des indicateurs liés à des variables mesurables au sol : ils dépendent des caractéristiques du capteur utilisé, contrairement aux variables biophysiques qui rendent compte exclusivement de l'état de la couverture végétale, des sols ou de l'atmosphère et permettent d'obtenir des paramètres directement mesurables au sol (Goetz, 2002). Dans la mesure où la modélisation du transfert radiatif a particulièrement progressé ces dernières années, il est désormais possible d'inverser les modèles afin d'estimer des variables biophysiques (Bacour *et al.*, 2003; Estève, 1998; Jacquemoud *et al.*, 1995).

Ainsi, les données de télédétection disponibles jusqu'à présent ne permettent pas d'envisager un suivi spatio-temporel détaillé de l'occupation et de l'utilisation des sols à l'échelle régionale dans des régions au paysage très fragmenté. Les données récentes de télédétection à moyenne résolution spatiale pourraient permettre d'identifier, de localiser et de caractériser des changements et des processus d'évolution de l'occupation et de l'utilisation des sols à l'échelle régionale en développant des méthodes de prétraitement et de traitement adaptées à ces données. Les résultats obtenus devraient permettre de distinguer les facteurs anthropiques des facteurs climatiques de changement, dans l'objectif d'une meilleure gestion des terres agricoles.

L'objectif de ce travail de thèse est double, l'un méthodologique, l'autre thématique :

- **L'évaluation de séries temporelles d'images de télédétection à moyenne résolution pour le suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol à l'échelle régionale en paysage fragmenté.** La réalisation de cet objectif nécessite la mise en place d'une chaîne de prétraitements et de traitements spécifiques à ce type de données, de la donnée « brute » aux images classées et indicateurs dérivés. Cette chaîne, qui devra être reproductible, comprendra l'application de prétraitements et traitements déjà existants et adaptés à la série d'images à traiter, mais aussi le développement et l'adaptation d'opérations de traitement d'images originales telle que la reconstruction d'images permettant de s'affranchir de la couverture nuageuse ou encore une méthode de classification permettant d'effectuer le suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol.
- **L'identification et la caractérisation des changements d'occupation et d'utilisation du sol à l'échelle régionale en paysage fragmenté.** La dynamique inter et intra-annuelles de l'occupation et de l'utilisation des sols peut être appréhendée à travers des indicateurs dérivés des séries temporelles d'images de télédétection. Plus particulièrement, nous avons choisi d'effectuer le suivi d'indicateurs encore non connus à l'échelle régionale et qui traduisent les changements qui ont un fort impact sur l'environnement, tels que l'évolution de la couverture hivernale des sols, de la proportion des maïs ou encore du rapport prairies/céréales dans les assolements. L'évolution de ces dynamiques sur l'espace régional devrait permettre d'identifier les facteurs anthropiques et climatiques qui en sont à l'origine. A ce titre, l'objectif poursuivi *in fine* est de permettre d'orienter les décisions des acteurs concernés vers une meilleure gestion de l'environnement.

Le site d'étude choisi est la Bretagne, qui est actuellement la première région agricole française. Dans cette région caractérisée par un élevage intensif, les terres cultivées couvrent actuellement environ 65 % du territoire (Hubert-Moy, 2004). Les bouleversements des structures agraires et les changements de pratiques agricoles induits par l'intensification de l'agriculture qui a eu lieu à partir des années soixante ont contribué notamment à la dégradation de la qualité de l'eau, des sols et à la baisse de la biodiversité (Belloncle, 1997; Burel et al., 2004; Canévet, 1992). Dans ces conditions, le suivi de l'occupation et de l'utilisation des sols représente un enjeu stratégique pour le développement d'une agriculture durable. Toutefois, cette région présente de fortes contraintes pour un suivi de l'occupation et de l'utilisation par télédétection : elle est caractérisée par un climat océanique avec une forte nébulosité, limitant ainsi le nombre d'images pouvant être acquises sans nuages ; elle est

caractérisée par une variabilité climatique déterminant pour partie les changements d'état de la couverture végétale à une échelle intra-annuelle ; elle est caractérisée par un paysage bocager très fragmenté, avec des parcelles aux dimensions relativement étroites et donc a priori difficilement observables à l'aide d'images de télédétection à moyenne résolution spatiale. Jusqu'à présent, les suivis d'occupation et d'utilisation des sols ont été effectués à une échelle locale, sur des secteurs de quelques dizaines ou centaines de km², à partir d'images à haute résolution spatiale (Corgne, 2004; Houet, 2006). Les tentatives de suivis temporels effectuées à l'aide d'images basse résolution à partir d'images NOAA AVHRR ou SPOT VEGETATION n'ont pas permis de distinguer clairement des changements dans l'usage des sols, ceci étant dû à la mixité des pixels de ce type d'images (Lecerf, 2003; Lecerf et al., 2005).

Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation du sol en Bretagne est entrepris dans cette thèse à partir d'une série multitemporelle d'images EOS/MODIS acquise depuis 2000. Nous faisons l'hypothèse que la période d'étude, 2000-2008, est suffisamment longue pour dégager des tendances d'évolution liées à des changements de pratiques agricoles dus au contexte socio-économique. En outre la résolution temporelle rend envisageable l'observation des changements ponctuels liés à des conditions climatiques particulières ou au contexte socio-économique.

Cette thèse est développée en trois parties :

- **La première partie** présente la problématique et dresse, à partir de l'analyse de la littérature scientifique, un état des données et des méthodes permettant d'observer les changements d'occupation et d'utilisation du sol à une échelle régionale à l'aide de séries temporelles d'images satellites. Le premier chapitre montre les enjeux d'un suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol à l'échelle régionale en particulier dans les régions agricoles intensives, tandis que le second chapitre présente un bilan des méthodes permettant de détecter les changements à l'aide de séries temporelles d'images satellites ;
- **La deuxième partie** expose la méthodologie développée et/ou appliquée dans l'objectif d'observer les dynamiques spatio-temporelles des changements d'occupation et d'utilisation du sol à partir d'images de télédétection à moyenne résolution spatiale en Bretagne sur la période 2000-2008, tant sur le plan qualitatif que sur le plan quantitatif. Toute la chaîne de prétraitements et de traitements de la série multitemporelle d'images EOS/MODIS est présentée, des prétraitements atmosphériques, radiométriques et géométriques jusqu'à la validation des résultats obtenus ;

- **La troisième partie** développe les résultats obtenus. Le premier chapitre met en évidence la précision des résultats issus des prétraitements. Le second chapitre met l'accent sur les changements détectés à l'échelle régionale, en détaillant les dynamiques spatio-temporelles inter et intra-annuelles de plusieurs indicateurs de l'occupation et d'utilisation des sols, parmi lesquels la couverture hivernale des sols ou encore la proportion de prairies par rapport aux céréales. L'analyse de ces dynamiques permet dans certains cas d'identifier l'origine des changements, qu'il s'agisse de facteurs liés au climat ou de facteurs socio-économiques.

Ce travail de thèse a été réalisé dans le cadre d'un Programme de Recherche d'Intérêt Régional (PRIR CHANTEL « Suivi des CHANGements d'occupation et d'utilisation des sols d'origine anthropique et climatique à l'échelle régionale par TELédétection ; application à la Bretagne ») financé par le conseil régional de Bretagne et dont l'objectif était d'effectuer un suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols à l'échelle régionale en Bretagne (Lecerf et al., 2007). Ce programme a été réalisé par l'équipe COSTEL UMR 6554 LETG, l'équipe TIME CNRS UMR 2872 TAMCIC du département ITI de l'ENST de Bretagne et l'INRA SAD-Paysage. L'équipe COSTEL a entrepris d'élaborer et de mettre en oeuvre la chaîne de traitements de la série multitemporelle d'images moyenne résolution, l'équipe de l'ENST-Bretagne s'est concentrée sur la phase de reconstruction de séries temporelles d'images de télédétection, tandis que l'équipe de l'INRA SAD-Paysage a été chargée du traitement et de l'analyse des données issues des déclarations des agriculteurs pour la Politique Agricole Commune. Cette thèse occupe une position centrale dans le projet, puisqu'elle comprend l'élaboration et la mise en œuvre de la chaîne de traitements de la série d'images de télédétection à moyenne résolution. Elle intègre en amont les procédés de reconstruction des images développés par l'équipe de l'ENST-Bretagne et bénéficie en aval des analyses effectuées par l'équipe de l'INRA SAD-Paysage. Les travaux respectifs de ces deux équipes seront signalés dans le texte de la thèse.

**Partie 1 : Le suivi des changements
d'occupation et d'utilisation du sol à l'échelle
régionale avec des données satellitaires à
moyenne résolution**

SOMMAIRE

CHAPITRE 1.1. LE SUIVI DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DU SOL A L'ECHELLE REGIONALE EN REGION AGRICOLE INTENSIVE : QUELS ENJEUX ?	19
1.1.1. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol	19
1.1.1.1. Définitions et cadrage	20
1.1.1.2. Les facteurs et impacts des changements d'occupation et d'utilisation du sol	23
1.1.1.3. Du global au local : l'intérêt de l'échelle régionale.....	29
1.1.2. Le cas des régions agricoles intensives.....	31
1.1.2.1. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol liés à un usage agricole intensif	31
1.1.2.2. Les facteurs de changement d'occupation et d'utilisation du sol	32
1.1.2.3. Les impacts des changements d'occupation et d'utilisation du sol en région agricole intensive.....	33
Synthèse : Les enjeux du suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol à l'échelle régionale en région agricole intensive	37
CHAPITRE 1.2. LES OUTILS ET LES METHODES DE SUIVI DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DES SOLS	39
1.2.1. Les outils.....	39
1.2.1.1. Les enquêtes et statistiques agricoles	39
1.2.1.2. La télédétection.....	42
1.2.2. Les méthodes de suivi adaptées aux séries temporelles moyenne résolution	47
1.2.2.1. Généralités sur le transfert radiatif	48
1.2.2.2. Le transfert radiatif dans l'atmosphère.....	49
1.2.2.3. Les indicateurs sur la couverture végétale.....	51
1.2.2.4. La synthèse d'images	61
1.2.2.5. La détection des changements à partir de séries temporelles	64
1.2.2.6. Méthodes de classification de séries temporelles	67
1.2.2.7. Validation des classifications et des changements détectés.....	68
Synthèse : Les outils et les méthodes de suivi de l'occupation et de l'utilisation des sols	73
CONCLUSION DE LA PREMIERE PARTIE	77

Introduction

Cette première partie pose les bases d'une réflexion menée sur l'étude des changements d'occupation et d'utilisation des sols à une échelle régionale à partir de l'analyse de la littérature scientifique.

Le premier chapitre, à partir du recensement de travaux de recherche portant sur l'étude des changements d'occupation et d'utilisation des sols, met en évidence les enjeux d'un suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol à une échelle régionale, notamment dans le cadre de l'étude du changement global. Bien que les facteurs et impacts des changements soient généralement identifiés et connus, les changements eux-mêmes sont le plus souvent détectés et évalués à des échelles globales ou très locales, mais très peu à des échelles régionales. Or, la connaissance des changements d'occupation et d'utilisation du sol à une échelle intermédiaire entre le global et le local est nécessaire, en particulier dans les régions agricoles intensives où l'on cherche à réduire les impacts négatifs de ces changements sur l'environnement.

Pour répondre à ces enjeux, le deuxième chapitre expose les outils et les méthodes actuellement utilisés pour effectuer le suivi de la végétation et par extension de l'occupation des sols à une échelle régionale. Face aux limites des inventaires menés ponctuellement à partir d'enquêtes, les séries temporelles d'images de télédétection à moyenne résolution offrent une opportunité intéressante, entre images à basse et haute résolutions spatiales. Le corpus de méthodes dont nous disposons pour traiter les séries multitemporelles d'images de télédétection est large, et permet d'envisager la détection de changements d'occupation et d'utilisation des sols et de les caractériser, tant sur le plan qualitatif que quantitatif.

Ainsi, l'approche méthodologique que nous proposerons doit apporter des réponses sur les dynamiques spatio-temporelles des changements d'occupation et d'utilisation des sols passés et actuels, afin d'aider les acteurs locaux (gestionnaires, élus, agriculteurs) à prendre des décisions pour modifier des pratiques agricoles afin d'améliorer la qualité de l'environnement, en particulier de l'eau et des sols

Chapitre 1.1. Le suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol à l'échelle régionale en région agricole intensive : quels enjeux ?

L'occupation et l'utilisation du sol sont des éléments déterminants du fonctionnement de la biosphère et contribuent ainsi à la dynamique du système Terre. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol sont à la fois une cause et une conséquence du changement global. Au centre d'un système complexe mettant en jeu à la fois des processus humains et des processus « naturels », leur suivi représente un enjeu considérable sur le plan environnemental.

L'échelle régionale présente un intérêt grandissant en environnement, notamment dans le cadre des études portant sur le changement global. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol semblent se produire de plus en plus à l'échelle régionale et cette échelle suscite un intérêt croissant. Ce niveau d'observation et d'analyse se situe à un niveau stratégique intermédiaire entre l'échelle locale et l'échelle globale.

Le suivi de l'occupation et de l'utilisation des sols à une échelle régionale représente un enjeu particulièrement important dans les régions agricoles intensives. Elle contribue en partie au changement global et a un fort impact sur le fonctionnement de la biosphère. L'intensification s'accompagne plus particulièrement d'une dégradation des ressources en eau, de la biodiversité et modifie l'ensemble des échanges terres-atmosphère, terre-océan.

L'objectif de ce chapitre est double : il est de montrer l'intérêt de l'échelle régionale pour suivre les changements d'occupation et d'utilisation des sols et de présenter l'enjeu que représente le suivi des changements qui se produisent dans les régions agricoles intensives.

1.1.1. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol

Certains termes relatifs à l'occupation et à l'utilisation du sol font souvent l'objet de confusions. Ils sont donc d'abord définis, en replaçant les changements d'occupation et d'utilisation des sols dans le cadre du fonctionnement du système terrestre. Les facteurs de ces changements et les impacts qu'ils produisent sont ensuite présentés avant de mettre l'accent sur l'intérêt d'effectuer leur suivi à l'échelle régionale.

1.1.1.1. Définitions et cadrage

1.1.1.1.1. Occupation et utilisation du sol

L'occupation et l'utilisation du sol sont deux termes fréquemment confondus. L'occupation du sol fait référence à la couverture physique de la surface terrestre, tandis que l'utilisation du sol fait référence à l'anthropisation des surfaces terrestres et plus particulièrement à la fonction socio-économique des surfaces (Brown *et al.*, 2004; Di Gregorio *et al.*, 2000; Mather *et al.*, 1991; Mùcher *et al.*, 1993; Turner II *et al.*, 1999).

L'occupation du sol désigne un type de couverture physique comme les forêts, les surfaces herbacées ou les surfaces artificialisées. Si nous considérons les terres émergées, l'occupation du sol peut être décomposée en deux parties : le sol et la végétation. Ce sont donc les deux éléments qui permettent de décrire la couverture physique des surfaces terrestres.

L'utilisation du sol est plus complexe à déterminer, car elle dépend de l'usage socio-économique qui est fait des terres. Par exemple, une surface herbacée peut avoir plusieurs fonctions et être utilisée comme terre agricole ou espace vert. Ainsi, la fonction socio-économique de la surface herbacée dépend de l'exploitation que l'Homme en fait et permet de désigner le type d'utilisation du sol. L'utilisation que l'Homme fait du sol peut, dans certaines situations, servir à déterminer l'occupation du sol qui en retour, en fonction du service rendu, peut constituer un facteur explicatif des changements d'utilisation du sol.

Les cartographies des surfaces terrestres, dérivées des données de télédétection ou non, associent souvent les deux champs sémantiques, l'occupation et l'utilisation du sol étant étroitement liées (Figure 1-1).

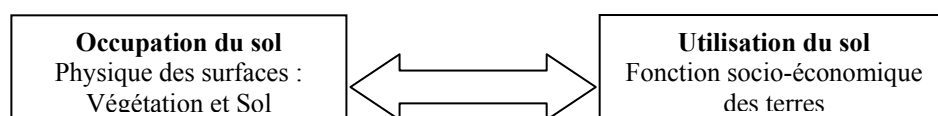


Figure 1-1 - Occupation et utilisation du sol

1.1.1.1.2. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol

Les surfaces terrestres évoluent continuellement, soit sous l'action de l'Homme, soit naturellement en fonction du cadre physique constitué par le climat, les sols, la végétation, l'eau, l'air. On peut distinguer deux types de changements d'occupation et d'utilisation du sol : les conversions et les modifications. Les conversions correspondent au basculement d'une classe d'occupation et d'utilisation du sol à l'autre. Quant aux modifications, elles correspondent à des changements de couverture des sols intra-classes (Baulies *et al.*, 1997; Stott *et al.*, 1998). Si les premières, en particulier la déforestation, ont largement été étudiées

au cours de ces quinze dernières années par télédétection, en revanche les secondes, plus difficiles à mettre en évidence, ont été encore peu investiguées (Geist *et al.*, 2002). En outre, les changements ont jusqu'à présent été beaucoup plus étudiés à l'échelle globale, qu'à une échelle régionale ou locale (Hubert-Moy, 2004).

1.1.1.1.3. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol, un élément clé du fonctionnement du système Terre

Les changements d'occupation et d'utilisation des sols occupent aujourd'hui une place centrale dans le fonctionnement du système Terre (Figure 1-2).

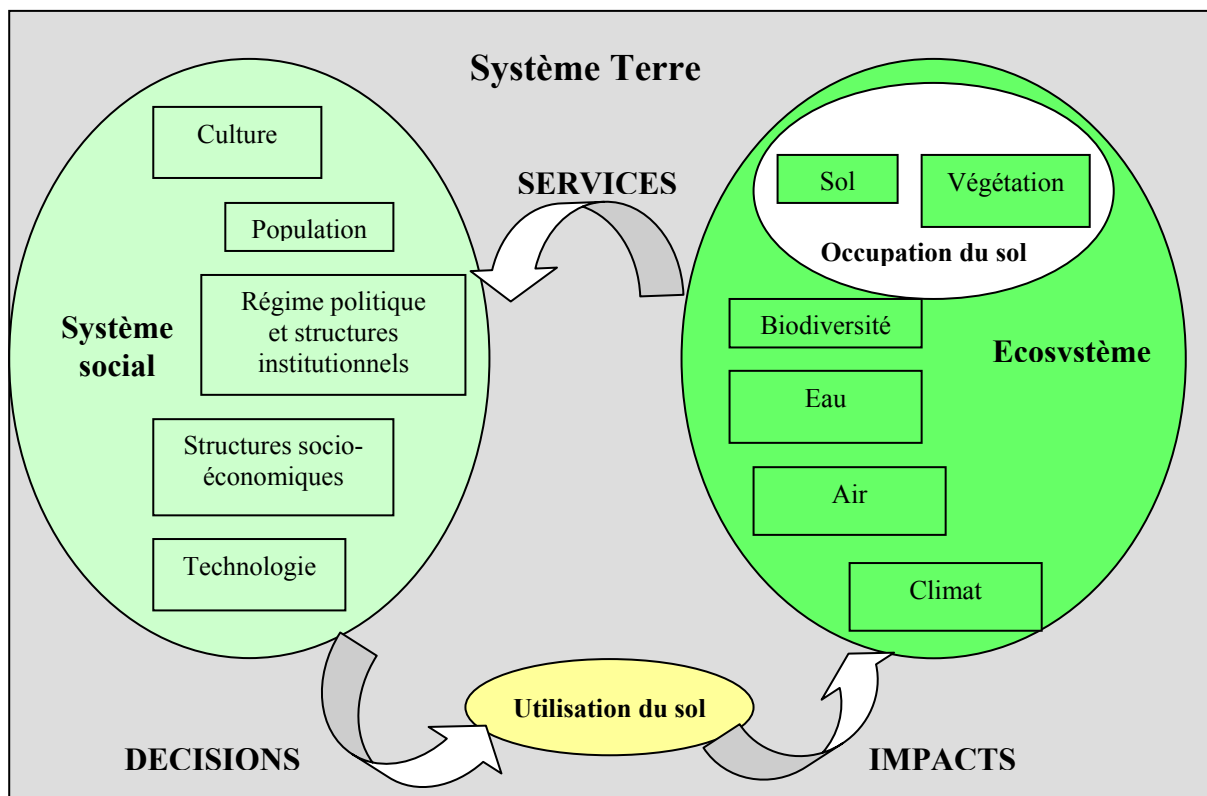


Figure 1-2 - Cadre conceptuel de la dynamique de l'occupation et de l'utilisation du sol (d'après LUCC, science plan)

L'Homme tient actuellement une place prépondérante au niveau des changements d'occupation et d'utilisation des sols, puisqu'il contrôle la majeure partie des surfaces terrestres. Entre un tiers et la moitié des surfaces terrestres ont été transformées par l'Homme. Depuis la révolution industrielle, les changements d'occupation et d'utilisation du sol se sont accélérés, et contribuent au changement global (Figure 1-3). En retour, le changement global influence le fonctionnement de la biosphère et a un impact sur l'occupation et l'utilisation du sol, notamment à travers des changements climatiques ou des changements anthropiques. Ainsi, les impacts des changements distingués à l'échelle globale sont en grande partie une

réponse à des changements d'origine anthropique (Lambin *et al.*, 1999; Turner II *et al.*, 1990; Vitousek *et al.*, 1997).

Le système social contrôle pour l'essentiel l'utilisation du sol, qui lui-même impacte l'écosystème. Chacun des éléments composant l'écosystème a une influence sur les autres éléments. L'écosystème évolue en fonction de deux principaux éléments, l'occupation du sol et le climat, desquels dépendent le cycle de l'eau, les températures et les échanges terre-atmosphère.

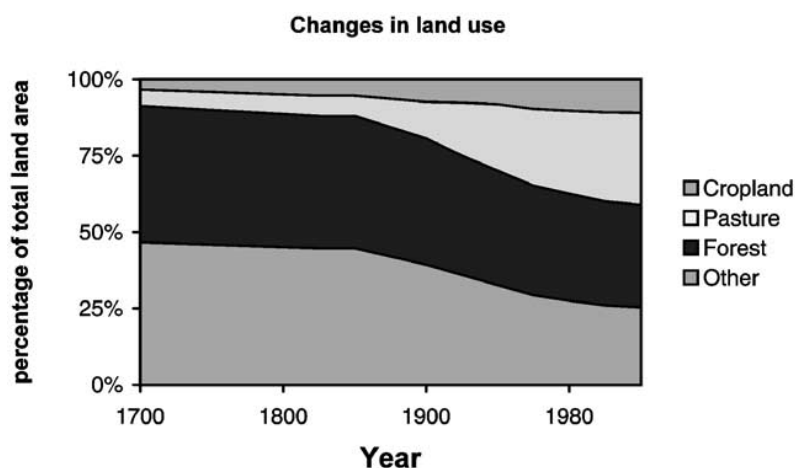


Figure 1-3 - Estimation des changements d'occupation et d'utilisation du sol à l'échelle globale depuis 1700 (Source : Lambin *et al.*, 2001)

Les changements d'occupation et d'utilisation sont de plus en plus reconnus comme un élément explicatif du changement climatique (Lambin *et al.*, 2006; Lambin *et al.*, 2001). Parallèlement, le climat est considéré comme un élément central dans l'explication des changements d'occupation et d'utilisation du sol, comme le soulignent les derniers rapports du GIEC (Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat) (Denman *et al.*, 2007). Le climat fait partie intégrante de l'écosystème et détermine son alimentation en eau, les températures, la composition de l'atmosphère -et donc de l'air-, la composition des sols, la biodiversité et l'ensemble des processus biogéochimiques. Les interrelations entre le climat et l'occupation du sol ont longtemps été sous-estimées. Toutefois, ces dernières années, des études ont mis en évidence la forte interdépendance de l'un et l'autre, l'Homme s'adaptant à des changements d'origine climatique (Chase *et al.*, 1999; Houghton *et al.*, 1999).

1.1.1.1.4. Changement global, changement climatique et variabilité climatique

Le changement global désigne l'ensemble des changements du système Terre ayant des conséquences à l'échelle globale. Il intègre à la fois le changement climatique, les changements d'occupation et d'utilisation du sol, les changements anthropiques ayant des conséquences à l'échelle planétaire (Steffen *et al.*, 2001).

La dynamique du système Terre résulte de l'interaction entre des processus physiques, biologiques, chimiques et humains. Le système climatique dépend de processus impliquant

les océans, les terres émergées (sols et végétation), la glace et l'atmosphère. De nombreux changements intervenant dans le fonctionnement du système Terre impliquent des changements climatiques, ce qui explique la forte confusion qui est généralement faite entre changement global et changement climatique. Le réchauffement climatique qui est devenu une préoccupation actuelle est à la fois une cause et une conséquence du changement global (Ojima *et al.*, 2005). Ainsi, le changement global ne doit pas être confondu avec le changement climatique, ce dernier étant restreint à l'étude du climat. Le changement climatique exprime, selon le GIEC, « une variation statistiquement significative de l'état moyen du climat ou de sa variabilité, persistant sur une période prolongée de plus d'une décennie » (Steffen *et al.*, 2001).

La variabilité climatique fait, quant à elle, référence « aux variations de l'état moyen et d'autres variables statistiques (écarts-types, apparition d'extrêmes...) du climat à toutes les échelles temporelles et spatiales autres que les phénomènes météorologiques particuliers » (Steffen *et al.*, 2001). Les échelles spatiales et temporelles de la variabilité climatique sont très diverses, de la saison à plusieurs millions d'années, de l'échelle globale à l'échelle locale. La variabilité climatique est, comme l'occupation et l'utilisation du sol, déterminée par des facteurs naturels ou des forçages dépendant des activités anthropiques.

1.1.1.2. Les facteurs et impacts des changements d'occupation et d'utilisation du sol

L'analyse du suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol permet d'identifier les facteurs qui les expliquent et de déterminer les impacts de ces changements, notamment sur le plan environnemental.

1.1.1.2.1. Les facteurs de changement d'occupation et d'utilisation du sol

Les changements d'occupation et d'utilisation du sol sont le fruit de processus anthropiques et de processus naturels qui sont successivement présentés ci-après.

1.1.1.2.1.1. Les facteurs anthropiques des changements d'occupation et d'utilisation du sol

L'Homme aménage, exploite la majeure partie des terres émergées. L'occupation et l'utilisation du sol dépendent donc fortement des décisions humaines. L'Homme prend des décisions s'appliquant à différentes échelles, du global au local. Les facteurs humains de changement peuvent être directs, l'Homme modifiant directement l'occupation et l'utilisation du sol, ou indirectes, les causes du changement s'inscrivant alors dans un contexte plus large qui mettent en jeu des processus complexes dépendant du système social (Geist *et al.*, 2002).

Les principaux facteurs directs de changements que l'on trouve à l'échelle globale émanant des activités humaines sont l'intensification de l'agriculture, la déforestation, et l'urbanisation (Lambin *et al.*, 2006).

Les facteurs sous-jacents de changement d'occupation et d'utilisation du sol, peuvent être scindés en cinq catégories répertoriées dans le tableau 1-1 (Geist *et al.*, 2002; Geist *et al.*, 2004; Lambin *et al.*, 2001).

Tableau 1-1 - Les facteurs anthropiques des changements d'occupation et d'utilisation du sol, d'après Geist H.J. et Lambin E.F. (2001)

Facteurs économiques	Evolution des marchés et commercialisation
	Urbanisation et industrialisation
	Evolution des prix et des taxes
Facteurs politiques et institutionnels	Régulation des marchés (libéralisation, crédits...)
	Droit de propriété
Facteurs technologiques	Introduction de nouvelles technologies
	Déficiences des infrastructures
Facteurs culturels	Valeurs croyances et comportement du groupe d'individus
	Comportements individuels et des ménages
Facteurs démographiques	Flux migratoires
	Accroissement naturel
	Densité de population, distribution spatiale de la population
	Espérance de vie

Parmi les facteurs économiques, le cours sur les marchés des matières produites, les taxes, le prix des transports, le prix des différents investissements nécessaires à la production, la facilité d'accès au crédit contribuent à des changements d'occupation et d'utilisation du sol.

Les facteurs économiques sont liés aux facteurs technologiques du fait que la difficulté d'accès à certaines technologies augmente leur coût. D'autre part, l'accès à la technologie contribue à diminuer les coûts de production et par voie de conséquence au développement de certaines régions. Ainsi, l'accès à la technologie permet une intensification de l'agriculture, une baisse des coûts de production, une augmentation des profits et contribue donc à la spécialisation de certaines régions agricoles.

Les facteurs institutionnels et politiques sont nombreux et dépendent directement des décisions politiques, juridiques, économiques et de la structure des institutions. Parmi ces facteurs, on distingue notamment le droit de propriété, les politiques environnementales, la gestion des ressources naturelles, et les réseaux sociaux. De l'échelle locale à l'échelle globale, le contrôle institutionnel sur l'occupation et l'utilisation du sol augmente et le nombre d'institutions ainsi que le nombre d'interrelations existants entre elles sont démultipliées.

Les facteurs culturels et sociopolitiques au rang desquels la mémoire collective, l'histoire personnelle, les comportements, les valeurs, les croyances et la perception individuelle, l'accès à la culture, à l'information, et les liens sociaux ont une large influence sur la manière dont l'occupation et l'utilisation du sol est modelée.

Les facteurs démographiques, soient l'augmentation ou la diminution de la population, sa distribution spatiale, sa densité ont une large influence sur l'occupation et l'utilisation du sol. Le facteur démographique est entendu au sens large et s'inscrit de l'échelle locale avec la structure des ménages jusqu'à l'échelle globale, à travers la répartition de population à la surface de la terre. Les facteurs démographiques jouent notamment un rôle important dans l'urbanisation. Ils expliquent également la répartition des zones de production à l'échelle globale.

1.1.1.2.1.2. Les facteurs naturels des changements d'occupation et d'utilisation du sol

La variabilité climatique apparaît comme l'un des principaux facteurs naturels de changement d'occupation et d'utilisation du sol. Le climat agit sur la répartition de l'occupation du sol à plusieurs échelles temporelles, de plusieurs millions d'années à une échelle saisonnière. La répartition des végétaux à la surface de la terre ainsi que des sols dépend donc en grande partie de la variabilité climatique, à des échelles temporelles très diverses (Huntley *et al.*, 1988; Wright *et al.*, 1994).

A court terme, la variabilité climatique influence le développement de la végétation en fonction des saisons, de l'évolution des températures et des précipitations, de l'insolation. Les sécheresses, le gel peuvent avoir un impact direct à court terme sur l'occupation du sol et perturber le cycle phénologique des végétaux (Dickin *et al.*, 2008; Ji *et al.*, 2003; Kueppers *et al.*, 2008; Lioubimtseva *et al.*, 2005).

A long terme, la répartition spatiale de la végétation dépend du climat, de sa variabilité et plus particulièrement des changements climatiques (Colhoun *et al.*, 1999; Prentice *et al.*, 1991).

Un changement d'occupation et d'utilisation du sol ne dépend pas seulement d'un facteur mais est généralement lié à un ensemble de facteurs. La variabilité climatique a une influence sur les décisions humaines et entraîne des processus complexes menant à des changements d'occupation et d'utilisation du sol. Un changement d'occupation et d'utilisation du sol qui est déclenché par l'Homme peut être renforcé ou compensé par des facteurs naturels. Un changement ne dépend donc pas exclusivement d'un seul facteur mais d'un ensemble de facteurs dont il convient de déterminer le poids respectif dans le changement produit.

1.1.1.2.2. Les impacts environnementaux des changements d'occupation et d'utilisation du sol

Les changements d'occupation et d'utilisation ont un impact à la fois sur l'environnement et sur le climat. Ils contribuent aux variations de la biodiversité et au changement climatique global de différentes manières : à travers une modification du bilan radiatif, du cycle de l'eau, du cycle du carbone. Ces différents éléments déterminent le climat régional et l'évolution des climats régionaux expliquent pour partie les changements observés à l'échelle globale (Feddemma *et al.*, 2005; Pielke, 2005).

1.1.1.2.2.1. La biodiversité

Les changements d'occupation et d'utilisation du sol, notamment les conversions, ont un impact notable sur la biodiversité et les ressources naturelles (Sala *et al.*, 2000). Ces changements affectent à la fois la faune et la flore. Les espèces menacées d'extinction sont de plus en plus nombreuses et ce principalement à cause des changements d'occupation et d'utilisation du sol d'origine anthropique (Foley *et al.*, 2005). On estime que le pourcentage d'espèces en voie de disparition augmente particulièrement depuis les années 1960, leur taux d'extinction étant estimé entre 100 à 1000 fois supérieur au taux d'extinction naturel (May *et al.*, 1995; Shaw, 2005). En 2004, entre 12 et 52 % des espèces étaient menacées d'extinction : 12 % des oiseaux, 23 % des mammifères, 35 % des amphibiens, 25 % des conifères et 52 % des cycadophytes (IUCN, 2004). Les actions de l'Homme sur l'écosystème et l'occupation et l'utilisation du sol ont pour conséquence de fragmenter spatialement les espèces animales et végétales et favoriser l'invasion d'espèces exotiques (Hanski, 2005).

Les écosystèmes dont l'évolution est préoccupante sont, pour l'essentiel, les forêts qui ont une diversité faunistique et floristique très importante et qui sont de plus en plus destinées à la sylviculture et affectées par la déforestation (FAO, 2001), et les zones agricoles subissant pour leur part une forte intensification (Bignal *et al.*, 1996; Tschardtke *et al.*, 2005).

1.1.1.2.2.2. Le bilan radiatif

Le bilan radiatif des surfaces terrestres dépend en grande partie de l'occupation et de l'utilisation du sol qui est déterminée pour partie par l'Homme (Forster *et al.*, 2007). Le soleil est la principale source d'énergie et donc de rayonnement sur terre. Avant d'arriver sur les surfaces terrestres, le rayonnement est modifié par l'atmosphère. La part du flux énergétique arrivant aux surfaces terrestres dépend de la composition de l'atmosphère, laquelle varie en fonction des activités humaines ou de phénomènes naturels comme des éruptions volcaniques par exemple. L'énergie arrivant à la surface des terres dépend de la composition de l'atmosphère soit de la vapeur d'eau, des gaz à effet de serre. L'occupation et l'utilisation du sol influent sur la part du rayonnement réfléchi (l'albédo), la part du rayonnement absorbé et

transmis par les surfaces terrestres (Davin *et al.*, 2007; Matthews *et al.*, 2003). Certains types d'occupation et d'utilisation du sol sont favorables à l'accumulation de chaleur et absorbent le rayonnement électromagnétique pour le transformer en chaleur, tandis que d'autres ont tendance à réfléchir le rayonnement et absorber une faible part de l'énergie reçue. Ainsi, la terre absorbe approximativement la moitié du rayonnement électromagnétique arrivant à sa surface (Figure 1-4)(Kiehl *et al.*, 1997; Le Treut *et al.*, 2007). Si la neige et la glace ont un albédo compris entre 60 et 85 %, les océans absorbent en grande partie le rayonnement et réfléchissent 5 à 10 % du rayonnement reçu. L'albédo des surfaces agricoles est plus important que celui des forêts, ce qui influence le bilan énergétique de manière négative (Myhre *et al.*, 2005). Ainsi, le climat de surface dépend du bilan énergétique qui lui-même dépend de l'occupation et de l'utilisation du sol (Denman *et al.*, 2007).

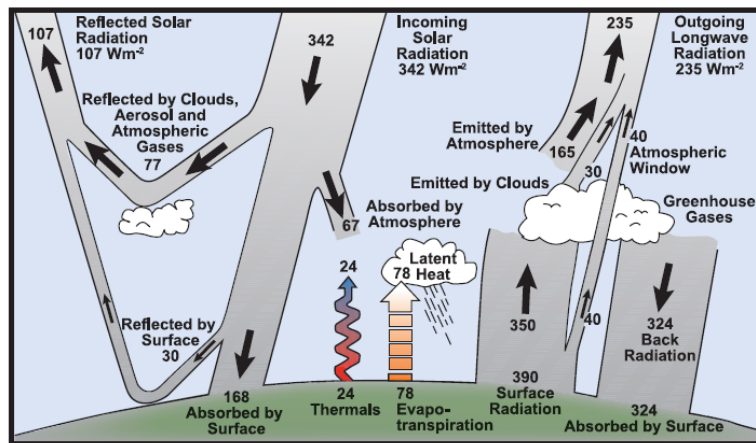


Figure 1-4 – Estimation du bilan énergétique annuel à l'échelle globale. Source : Le Treut *et al.*, 2007, d'après Kiehl *et al.*, 1997

1.1.1.2.2.3. Le cycle de l'eau

Le cycle de l'eau dépend également de l'occupation et de l'utilisation du sol, qui a un impact sur un ensemble de processus : elles modifient l'évaporation, l'évapotranspiration, les écoulements de surface, l'humidité du sol, la recharge des nappes phréatiques (Rodriguez-Iturbe, 2000; Zhang *et al.*, 2006). L'un des éléments clé contribuant à modifier le bilan de l'eau est la végétation (Cosandey, 1984; Laio *et al.*, 2001).

L'occupation et l'utilisation du sol déterminent la quantité d'eau restituée à l'atmosphère. La végétation constitue un élément déterminant des échanges d'eau entre la terre et l'atmosphère, notamment *via* l'évapotranspiration. L'évapotranspiration est la somme de l'évaporation provenant du sol et de l'eau transpirée par les végétaux. On distingue l'évapotranspiration potentielle de l'évapotranspiration réelle. L'évapotranspiration potentielle (ETP) correspond d'après Thornthwaite (1948) à « l'évaporation d'un couvert végétal dense, en état de vie active et dont les besoins sont aisément satisfaits » (Thornthwaite, 1948). La mesure de l'ETP exprime donc la quantité d'eau nécessaire au

développement optimal des végétaux. Toutefois, les besoins en eau des plantes ne sont pas toujours aisément satisfaits. On utilise donc la mesure de l'évapotranspiration réelle qui est alors définie comme la quantité d'eau réellement transpirée par la plante en tenant compte de son alimentation en eau. Les quantités d'eau évapotranspirées ont un impact notable sur le climat, de l'échelle locale à l'échelle globale.

De même, les écoulements de surface s'ils sont déterminés par les quantités et l'intensité de l'eau précipitée, le type de substrat, la pente, la configuration du bassin versant, sont aussi dépendants du type d'occupation et d'utilisation du sol. Ainsi, plus les couverts végétaux sont denses, plus l'écoulement de surface est ralenti. En conséquence, lorsqu'un couvert végétal dense est présent, l'eau alimente les nappes phréatiques. *A contrario*, un sol nu contribue à accélérer les écoulements de surface (Carroll *et al.*, 2000; Li *et al.*, 2007).

L'occupation et l'utilisation du sol déterminent à la fois les quantités d'eau restituées à l'atmosphère ainsi que la part de l'eau stockée sur les surfaces terrestres et restituée aux océans.

1.1.1.2.2.4. Les échanges de carbone

Si l'eau est un élément important des échanges terre-atmosphère, les échanges de carbone suscitent de plus en plus d'intérêt. Le carbone est à l'heure actuelle un des principaux gaz à effet de serre responsable du réchauffement global des températures (Hegerl *et al.*, 2007). Suivre l'évolution de la production de CO₂ à l'échelle globale est un enjeu important pour déterminer l'évolution des températures pour les années à venir. Si sa production dépend majoritairement des activités humaines, son stockage est influencé par la végétation et plus généralement par l'occupation et l'utilisation du sol. Si la végétation permet de stocker du carbone, elle en rejette également. La connaissance des types d'occupation et d'utilisation du sol est donc primordiale pour analyser et simuler les échanges de carbone à l'échelle globale (Houghton *et al.*, 1999; Schimel, 1995). La matière organique, composée pour l'essentiel de carbone, provient pour l'essentiel des plantes et racines mortes, des déjections animales, ainsi que de la rhizodéposition, soit la matière organique que les plantes transfèrent dans le sol (Arrouays *et al.*, 2002)

Le stockage de carbone dans le sol dépend de :

- la production primaire, soit la production de matière organique des plantes,
- la quantité de résidus de plantes restituée vers le sol,
- la rapidité de décomposition des plantes et de minéralisation de la matière organique.

Une meilleure connaissance des changements d'occupation et d'utilisation du sol peut permettre d'améliorer les modélisations du cycle du carbone. Ces changements peuvent

notamment être observés par télédétection (Schimel, 1995). En outre, il est possible de mieux gérer le cycle du carbone à travers une meilleure gestion de l'occupation et l'utilisation du sol.

1.1.1.3. Du global au local : l'intérêt de l'échelle régionale

1.1.1.3.1. Définition de l'échelle régionale

L'échelle régionale apparaît comme une échelle intermédiaire entre l'échelle continentale et l'échelle locale, mais généralement plus proche de la première pour les géographes anglophones : elle est alors considérée comme une méso-échelle. La région est définie en fonction de critères divers comme le climat, un maillage territorial, des limites naturelles, l'occupation et l'utilisation du sol (de Jonge *et al.*, 1994; Gotelli *et al.*, 2002; Lohmann *et al.*, 1998; O'Neill *et al.*, 1996; von Storch *et al.*). L'étendue d'une région est donc variable en fonction des critères utilisés et pour un même critère, la dimension des régions peut fortement varier.

1.1.1.3.2. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol : de l'échelle globale à l'échelle locale

Les changements d'occupation et d'utilisation des sols peuvent s'expliquer par des processus ayant lieu à l'échelle globale et à l'échelle locale (Ojima *et al.*, 2005). Toutefois, de manière générale, les changements d'occupation et d'utilisation du sol ont lieu à l'échelle locale. Lorsque l'ensemble des changements ayant lieu à l'échelle locale sont agrégés à l'échelle globale, ils affectent de manière significative des éléments déterminants du fonctionnement du système Terre (Turner II *et al.*, 1990) (Figure 1-5).

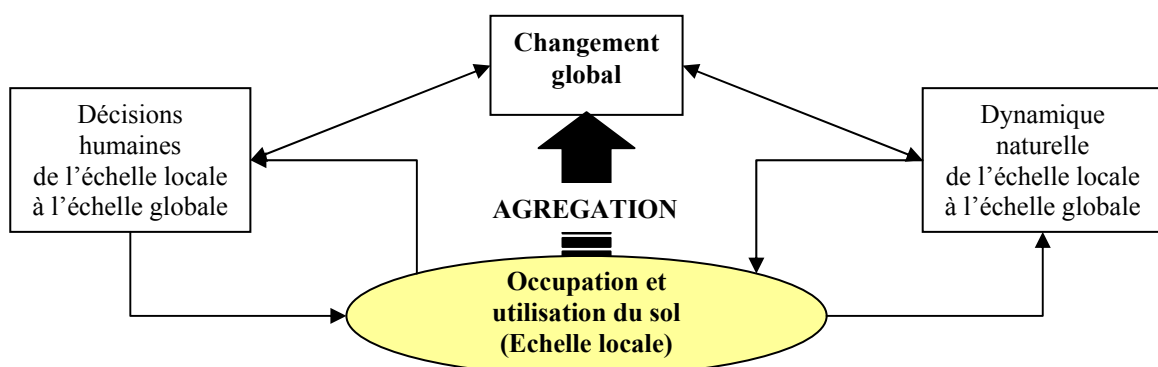


Figure 1-5 – L'impact des changements d'occupation et d'utilisation du sol occurring à l'échelle locale sur le changement global

En retour, le changement global a un impact sur l'occupation et l'utilisation du sol en fonction de facteurs humains ou de facteurs physiques. Les décisions humaines ainsi que la dynamique naturelle ont lieu de l'échelle globale à l'échelle locale et contribuent à des changements d'occupation et d'utilisation du sol discernables au minimum à l'échelle locale.

Deux jeux d'échelles peuvent ainsi être distingués : les impacts des changements d'occupation et d'utilisation du sol mettent en évidence une logique ascendante, du local vers le global tandis que les facteurs de changement mettent en évidence une logique descendante, du global vers le local.

De l'échelle globale à l'échelle locale, les facteurs de changement doivent être reconsidérés en fonction de la variabilité climatique et des décisions humaines qui, de manière générale, s'adaptent à la globalisation mais avec des modes d'action différents (Lambin *et al.*, 2001). Concrètement, le changement qui se produit à l'échelle locale est déterminé en fonction de facteurs globaux, continentaux, régionaux, locaux. Un facteur de changement global doit être reconsidéré à chaque échelle sous-jacente. Cette démarche descendante doit être suivie pour déterminer des facteurs de changement qui ont tendance à s'inscrire dans un contexte de globalisation.

1.1.1.3.3. L'intérêt d'un suivi à l'échelle régionale

La dichotomie entre échelle locale et échelle globale n'existe pas dans la réalité. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol dépendent de facteurs s'appliquant à différentes échelles, du global au local, de même que l'impact des changements a une amplitude différente en fonction de l'échelle considérée, du local au global.

L'utilisation d'une échelle intermédiaire dans l'étude du changement global peut se justifier par les éléments suivants (Lambin *et al.*, 1999; Ojima *et al.*, 2005):

- les changements semblent s'amorcer de plus en plus à l'échelle régionale et également avoir des impacts spécifiques à l'échelle régionale,
- le saut d'échelle, du global au local ou du local au global est trop important, ce qui nécessite l'utilisation d'une échelle intermédiaire, non seulement pour observer les changements mais aussi pour améliorer les modèles de fonctionnement de la biosphère à l'échelle globale.
- à l'échelle régionale, des tendances de changement peuvent être observées.

Le suivi des changements est fréquemment effectué à l'échelle globale ou à l'échelle locale. Un suivi des changements à l'échelle régionale a donc pour objectif d'effectuer le lien entre les changements observés à l'échelle globale et l'échelle locale, avec une échelle d'observation intermédiaire. L'intérêt d'un suivi à l'échelle régionale est également d'identifier les facteurs menant aux changements d'occupation et d'utilisation du sol afin d'une part d'améliorer les modèles prédictifs d'évolution de l'occupation et de l'utilisation du sol et d'autre part d'alimenter des modèles climatiques (Feddesma *et al.*, 2005; Lambin *et al.*, 2000).

1.1.2. Le cas des régions agricoles intensives

1.1.2.1. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol liés à un usage agricole intensif

L'agriculture, avec l'augmentation de la population mondiale, s'est intensifiée pour faire face aux besoins en alimentation. L'intensification de l'agriculture constitue, avec la déforestation, un des grands facteurs expliquant le changement global (Lambin *et al.*, 2000). Les foyers de population étant de plus en plus concentrés à l'échelle mondiale et les conditions naturelles limitant la culture de certains types de végétaux, les régions agricoles se sont intensifiées plutôt que de s'étendre, pour subvenir aux besoins alimentaires de l'Homme. Les productions agricoles ont doublé entre 1961 à 1996 avec une augmentation de seulement 10 % de terres arables à l'échelle globale (Matson *et al.*, 1997; Tilman, 1999). La solution au manque de terres agricoles a été d'augmenter les productions en modifiant la gestion des terres, en augmentant les quantités d'intrants (Dasgupta *et al.*, 2000; Netting, 1993; Turner II *et al.*, 1993).

A l'échelle régionale, l'intensification d'un système agricole se traduit par une augmentation des terres arables, ce qui entraîne l'extension de la dimension du parcellaire et la concentration des cultures pour faciliter la gestion des terres (Houet, 2006; Poudevigne *et al.*, 1997). Sur l'ensemble des secteurs agricoles intensifs, on assiste à une spécialisation des espaces agricoles modifiant les structures paysagères (Hietala-Koivu, 2002). En France, le remembrement a renforcé la concentration des cultures surtout à partir des années 1960. L'augmentation des terres arables se traduit par la diminution des surfaces de cultures pérennes qui sont remplacées par des variétés de céréales à haut rendement : le blé, le maïs, le soja, le riz (Roschewitz *et al.*, 2005; Singh, 2000). De ce fait, l'intensification de l'usage des terres s'accompagne sur le plan temporel d'une augmentation de la fréquence des changements, avec la mise en place de rotations culturales et l'augmentation des surfaces de sols nus entre deux cultures (Hubert-Moy, 2004). Les rotations culturales sont de plus en plus fréquentes pour accroître les rendements. Toutefois, l'augmentation de leurs occurrences peut également avoir un objectif environnemental et diminuer l'impact de la présence de sols nus (Krupinsky *et al.*, 2006; Tanaka *et al.*, 2005; Tilman, 1998).

On peut observer spatialement l'intensification agricole à l'échelle régionale à travers :

- l'augmentation des surfaces céréalières au dépend des cultures pérennes,
- la concentration spatiale des différents types de cultures,
- l'augmentation de la présence de sols nus entre les cultures annuelles.

Certains changements, s'ils se produisent sur une large partie du territoire régional, ne peuvent s'observer qu'à l'échelle locale. C'est le cas par exemple de l'arasement des haies et

des talus, l'augmentation de l'usage d'intrants (engrais, pesticides, fongicides), les systèmes d'irrigation (Matson *et al.*, 1997; Tilman *et al.*, 2002).

1.1.2.2. Les facteurs de changement d'occupation et d'utilisation du sol

Les changements ayant lieu au sein des paysages agricoles intensifs sont déterminés par différents facteurs anthropiques ou climatiques. Les agriculteurs sont les principaux acteurs à agir directement sur les changements d'occupation et d'utilisation du sol. Toutefois, leurs actions vont dépendre d'un ensemble de facteurs spécifiques aux régions agricoles intensives.

1.1.2.2.1. Les contraintes techniques

Les agriculteurs répartissent leurs cultures partiellement en fonction de contraintes techniques, qui sont liées au type de système de production qu'ils pratiquent. La mécanisation a nécessité l'agrandissement des parcelles et contribué à une restructuration des espaces agricoles.

L'occupation et l'utilisation du sol dépendent également de la structure des exploitations agricoles (accessibilité et éloignement des parcelles agricoles), mais aussi de la qualité et de l'état des sols, et de la pente des parcelles. Les rotations culturales qui en résultent constituent l'un des principaux changements pouvant être observé en région agricole intensive.

1.1.2.2.2. Les politiques agricoles

Les politiques agricoles apparaissent comme un facteur de changement majeur au sein des territoires agricoles (Homewood *et al.*, 2001; Irwin *et al.*, 2001; Medley *et al.*, 1995; Mucher *et al.*, 2000; Rounsevell *et al.*, 2005). Les politiques agricoles s'appliquent de l'échelle mondiale à l'échelle locale. En Europe, la Politique Agricole Commune (PAC) a un impact fort sur les activités agricoles. A l'heure actuelle, les politiques agricoles représentent un des principaux facteurs de changement, l'orientation des exploitations étant en partie déterminée par celles-ci.

1.1.2.2.3. Les politiques environnementales

L'intensification de l'agriculture ayant engendré une dégradation de l'environnement, des politiques de gestion des ressources naturelles spécifiques aux régions agricoles ont été mises en place depuis quelques années (Piorr, 2003; Rounsevell *et al.*, 2005). Les politiques environnementales s'appliquent à des échelles variées, de l'échelle européenne à l'échelle

locale. A l'échelle européenne, des directives exigent notamment une amélioration de la qualité de l'eau. Certaines politiques s'appliquent à des échelles beaucoup plus réduites comme celle des bassins versants. Elles entraînent des changements de pratiques agricoles, parmi lesquelles une modification des rotations agricoles.

1.1.2.2.4. Le contexte économique

Le contexte économique dans un sens très large est un facteur déterminant des changements d'occupation et d'utilisation du sol. Il peut notamment être en lien avec les politiques agricoles. L'évolution des prix des productions agricoles peut expliquer les changements d'occupation et d'utilisation du sol et ce à différentes échelles, de l'ensemble d'une région agricole à l'échelle de l'exploitation (Lehtonen *et al.*, 2005; Wu *et al.*, 1995).

1.1.2.2.5. La variabilité climatique

La variabilité climatique, même dans le contexte d'un système fortement anthropisé comme une région agricole, reste un facteur déterminant des changements d'occupation et d'utilisation du sol. Elle peut avoir un impact sur les rendements agricoles *via* des modifications de la couverture végétale (Supit, 1997), et entraîner une adaptation du type de productions agricoles à la variation de ces rendements (Olesen *et al.*, 2002). En raison de conditions climatiques défavorables, certaines cultures ne peuvent être semées ou cultivées et sont remplacées par d'autres types de couverts végétaux ayant un impact sur l'environnement tels que des cultures de maïs (Adams *et al.*, 1990; Parry, 1989; Risbey *et al.*, 1999).

1.1.2.3. Les impacts des changements d'occupation et d'utilisation du sol en région agricole intensive

Si la végétation domine les terres agricoles, certaines pratiques n'en sont pas moins néfastes pour l'environnement et contribuent au changement global. L'agriculture intensive affecte notamment les ressources en eau, le cycle du carbone, le bilan radiatif, les sols et la biodiversité.

1.1.2.3.1. Les ressources en eau et les risques de pollution diffuse

L'intensification de l'agriculture s'est accompagnée de l'augmentation du nombre d'intrants pour augmenter les rendements mais également de rotations culturales peu soucieuses de la durabilité des ressources naturelles et en particulier de l'eau. Entre deux cultures, les sols sont souvent laissés nus de telle manière que les précipitations emportent les résidus d'intrants et participent ainsi à la pollution des eaux de surface ainsi que les nappes phréatiques (Carpenter *et al.*, 1998; Ritter *et al.*, 2001). A cet égard, l'une des pratiques les

plus nocives pour les ressources en eau réside dans le fait de laisser les sols sans couverture végétale (Belloncle, 1997; Winterhalder, 1996). Certaines cultures exotiques nécessitent également des apports d'intrants considérables et leur extension spatio-temporelle peut être considérée comme une mauvaise gestion environnementale. D'autre part, les cultures exotiques nécessitent des ressources en eau supérieures à celle que la plante peut puiser dans le sol et font l'objet d'irrigation. Ainsi, l'intensification de l'agriculture se manifeste de manière générale et à l'échelle globale par un appauvrissement des ressources en eau, que ce soit en terme qualitatif ou quantitatif.

1.1.2.3.2. Le bilan carbone en région agricole

D'après les rapports les plus récents sur le cycle du carbone, l'agriculture peut permettre de stocker du carbone mais peut également en accroître les relargages (Arrouays *et al.*, 2002; Smith *et al.*, 1997). Une végétation pérenne diminue les échanges de carbone et contribue à son stockage, tandis qu'une culture annuelle a tendance à accroître la quantité de carbone émise vers l'atmosphère (Vleeshouwers *et al.*, 2002; West *et al.*, 2002). L'intensification des systèmes agricoles contribue à augmenter les émissions de carbone. Moins les cultures nécessitent d'intrants et de fertilisants, plus les conditions de stockage de carbone dans les sols sont réunies. L'utilisation d'intercultures accroît les apports de carbone dans le sol et apparaît comme une pratique intéressante permettant de réguler les échanges de carbone entre l'atmosphère et le sol. Les labours contribuent quant à eux à un relargage rapide du carbone stocké dans le sol. Le passage des prairies aux terres cultivées augmente les relargages de carbone. Si le stockage de carbone apparaît relativement lent pour les fourrages, le relargage qui se produit lors d'un retournement de prairies est deux fois plus rapide. De manière générale, les prairies permanentes sont favorables au stockage de carbone tandis que la capacité de stockage de carbone d'un fourrage annuel est relativement faible. Plus une prairie est maintenue sur une longue durée, plus le stockage est effectif. Les prairies permanentes sont donc l'une des pratiques les plus favorables au stockage de carbone.

1.1.2.3.3. L'érosion des sols

L'érosion des sols est un point sensible de l'intensification et marque l'ensemble des régions agricoles intensives (Tolba *et al.*, 1992). Les sols, du fait de leur exploitation, intensive, s'appauvrissent. L'implantation de cultures nécessitant des apports nutritifs importants appauvrit les sols d'autant plus qu'une gestion intensive des terres agricoles n'est pas favorable à des rotations culturales permettant de leur laisser le temps de se reconstituer (Matson *et al.*, 1997). Les rotations culturales sont également responsables en grande partie de l'érosion du fait de la présence des sols nus entre deux cultures (Foley *et al.*, 2005). Lorsque les précipitations sont intenses, ce phénomène d'emportement des sols s'accélère.

1.1.2.3.4. Le bilan radiatif

Les changements d'occupation et l'utilisation du sol modifient le bilan énergétique des surfaces terrestres (Betts, 2001; Sellers *et al.*, 1997). Là encore, les sols nus se présentent comme l'une des pratiques ayant le plus fort impact environnemental. Lorsque les températures sont basses, les sols nus ont tendance à maintenir des températures de surfaces relativement faibles. *A contrario*, lorsque les températures augmentent, un sol nu a tendance à absorber la chaleur et en conséquence les températures de surface augmentent (Barnes *et al.*, 2008).

1.1.2.3.5. La biodiversité

La biodiversité a largement été affectée par l'intensification de l'agriculture (Donald, 2001; Srivastava *et al.*, 1996). Le milieu naturel a été remplacé par des zones agricoles sur lesquelles ont été plantées des cultures qui ont contribué à une homogénéisation des espèces. L'homogénéisation des surfaces a contribué à l'éradication des niches écologiques et la disparition de certaines espèces (Benton *et al.*, 2003).

Synthèse : Les enjeux du suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol à l'échelle régionale en région agricole intensive

Les changements d'occupation et d'utilisation des sols occupent aujourd'hui une place centrale dans le fonctionnement du système terrestre. Ils participent au changement global et en retour, le changement global modifie l'écosystème, notamment la répartition de l'occupation et de l'utilisation des sols. Les changements d'occupation et d'utilisation des sols peuvent s'expliquer par des processus ayant lieu à l'échelle globale et surtout à l'échelle locale.

Les études portant sur le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols s'appuient essentiellement sur des analyses effectuées soit à l'échelle globale, soit à l'échelle locale, peu d'études ayant été réalisées jusqu'à présent à l'échelle régionale. Or, le suivi de l'occupation et de l'utilisation des sols à une échelle régionale représente un intérêt à plusieurs égards : (1) le saut d'échelle, du global au local ou du local au global est trop important, ce qui nécessite l'utilisation d'une échelle intermédiaire, non seulement pour observer les changements mais aussi pour améliorer les modèles de fonctionnement de la biosphère à l'échelle globale; (2) les changements semblent s'amorcer de plus en plus à l'échelle régionale et avoir des impacts spécifiques à l'échelle régionale, et (3) des tendances de changement peuvent désormais être observées à l'échelle régionale.

Les changements d'occupation et d'utilisation des sols qui se produisent en région agricole intensive sont généralement peu spectaculaires, comparés aux grandes mutations provoquées par la déforestation ou l'expansion des grandes villes. Ils consistent à opter pour un autre système de production agricole, ou en gardant le même système, à introduire des changements dans les successions culturales, ou à répartir différemment les cultures sur le territoire de l'exploitation agricole. Ces changements, même s'ils ne sont pas spectaculaires ont un impact environnemental important, contribuant à diminuer la biodiversité, dégrader les ressources en eau, modifier les échanges terre-atmosphère, appauvrir les sols. L'une des pratiques agricoles ayant le plus fort impact sur l'environnement est l'absence de couverture végétale sur les sols durant la période d'interculture. L'augmentation des céréales au détriment des prairies est aussi un indicateur de risque sur le plan environnemental, une partie des pratiques liées à ces cultures, en particulier le maïs, n'allant pas dans le sens d'une gestion durable des ressources. Toutefois, on peut observer aussi de mauvaises pratiques agricoles sur les prairies, mais plus rarement.

Ces changements sont très contraints par la technologie et les structures des

exploitations, physiques ou socio-économiques. Ils sont largement dépendants des décisions anthropiques liées à l'évolution de l'exploitation agricole mais aussi du contexte politico-socio-économique régional, national, européen et mondial, dépendent également de la variabilité climatique. Ainsi, la variabilité des températures et des précipitations explique le développement de la végétation et entraîne des modifications de l'occupation et de l'utilisation du sol.

Effectuer un suivi de l'occupation et de l'utilisation des sols à l'échelle régionale dans des régions d'agriculture intensive à travers quelques indicateurs-clé représente donc un enjeu important, tant sur le plan économique que sur le plan environnemental.

Chapitre 1.2. Les outils et les méthodes de suivi de l'occupation et de l'utilisation des sols

Le suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol dépend du type de données utilisées mais également des méthodes appliquées pour identifier et caractériser les changements. Les données disponibles pour cartographier l'occupation et l'utilisation du sol sont nombreuses mais montrent chacune des limites tant du point de vue spatial que temporel pour effectuer des suivis détaillés de l'occupation et de l'utilisation du sol (Arrouays *et al.*, 2002; Hubert-Moy, 2004). Les enquêtes et les statistiques agricoles disponibles permettent d'effectuer des inventaires de l'occupation et de l'utilisation. Toutefois, ces données montrent des lacunes limitant les possibilités d'effectuer un suivi détaillé de la dynamique de la végétation. Les images satellites sont donc des données largement employées pour cartographier l'occupation et l'utilisation du sol ou identifier la dynamique des végétaux. Toutefois, la qualité du suivi, sa précision spatio-temporelle dépend du type d'images de télédétection employées mais également des méthodes utilisées pour les traiter.

1.2.1. Les outils

Les données disponibles pour effectuer des inventaires et des suivis de l'occupation et l'utilisation du sol sont de plus en plus nombreuses. Deux types principaux de données peuvent être distingués : les enquêtes et statistiques agricoles et les données de télédétection.

1.2.1.1. Les enquêtes et statistiques agricoles

Les données les plus anciennes permettant de cartographier l'occupation et l'utilisation du sol sont issues des différentes statistiques agricoles : le Recensement Général de l'Agriculture (RGA) et les données de la Politique Agricole Commune.

Le RGA a été réalisé tous les 10 ans environ à partir d'enquêtes effectuées après des agriculteurs. 5 RGA ont eu lieu, le premier RGA en 1955 et le dernier en 2000. Les données, restituées à l'échelle communale, sont acquises à l'échelle de l'exploitation : c'est la localisation du siège d'exploitation qui est prise en considération et non la localisation des parcelles cultivées. Les données du RGA introduisent donc un biais quant à la localisation des cultures. D'autre part, le RGA ne recense que l'occupation et l'utilisation agricole du sol.

Les déclarations de la Politique Agricole Commune (PAC) sont disponibles à l'échelle communale et recensent l'ensemble des surfaces agricoles des agriculteurs déclarants. Ces

données sont disponibles depuis 1995 et renouvelée chaque année, ce qui peut permettre d'effectuer des suivis annuels à l'échelle communale. Contrairement au RGA, les déclarations recensent la localisation des parcelles et il est ainsi possible d'identifier la commune sur laquelle les parcelles sont cultivées. Toutefois, certains agriculteurs n'effectuent pas de déclarations auprès de la DRAF (Direction Régionale de l'Agriculture et des Forêts), chargée de collecter les déclarations, ce qui introduit un biais dans les données. A l'instar du RGA, les déclarations PAC ne recensent que les surfaces agricoles.

Les premières enquêtes mises en place afin d'effectuer un suivi de l'occupation et de l'utilisation incluant les surfaces non-agricoles ont permis de constituer les données TERUTI. Comme les déclarations de la PAC, les enquêtes TERUTI sont traitées par le SCEES (Service Central des Enquêtes et Études Statistiques). L'objectif de TERUTI est de disposer de données permettant un suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol et notamment des rotations culturales à l'échelle nationale. Les données sont acquises par stratification avec une division du territoire en 4700 mailles. Pour chaque maille, un sous-échantillon à partir duquel sont extraits 36 points d'une surface de 100 ha est identifié. Si l'échelle d'acquisition des données est relativement précise, l'objectif est de fournir une information exploitable à l'échelle des petites régions agricoles. Les données ne sont pas acquises sur l'ensemble du territoire mais par échantillonnage et ne permettent donc pas un suivi détaillé de l'occupation et de l'utilisation du sol. Elles sont essentiellement employées pour détecter des changements à l'échelle de l'entité spatiale de restitution des données. La méthode élaborée dans le cadre du programme TERUTI a été étendue en 2001 à l'ensemble de l'Europe dans le cadre de LUCAS (Land Use / Cover Area frame statistical Survey) avec toutefois un maillage moins resserré, chaque maille ayant une résolution de 18 km. L'échelle de restitution est le département ce qui ne permet pas d'envisager un suivi précis sur le plan spatial. En revanche, comme pour TERUTI, l'ensemble des classes d'occupation et d'utilisation du sol sont recensées. Ces deux bases de données ne permettent pas de spatialiser de manière précise les classes d'occupation et d'utilisation du sol.

Actuellement deux types de cartographies de l'occupation et de l'utilisation du sol sont réalisés essentiellement à partir d'images de télédétection sur le territoire français, la première par l'IFN (Institut National des Forêts) et la seconde dans le cadre du programme CORINE par l'IFEN (Institut Français de l'Environnement).

L'IFN (Inventaire Forestier National) recense essentiellement les surfaces forestières et leurs évolutions. Les cartographies sont réalisées sur l'ensemble du territoire à partir de photographies aériennes et de contrôles terrain, à une échelle relativement précise, le 1/25000^{ème} avec toutefois une limite, les terres agricoles ne formant qu'une seule et même classe. Leur utilisation n'est donc pas envisageable pour étudier les terres agricoles.

D'un autre côté, dans le cadre du programme CORINE, soutenue par l'Europe, l'IFEN (Institut Français de l'Environnement) dresse une cartographie de l'occupation et de l'utilisation du sol tous les 10 ans sur l'ensemble du territoire français, la première ayant eu lieu en 1990, et la seconde en 2000. Deux limites peuvent être mises en évidence, la première dépend directement du pas de temps entre les mises à jour qui ne permet pas de suivre précisément les changements. La seconde limite dépend de la nomenclature utilisée. En effet, CORINE Land Cover recense 12 classes sur les surfaces agricoles relatant plus le type d'utilisation du sol que le type d'occupation du sol (Figure 1-6). CORINE Land Cover ne permet pas d'identifier les types de culture contrairement aux statistiques agricoles. Toutefois, CORINE Land Cover est restitué à une résolution de 250 m, ce qui permettrait d'envisager un suivi à l'échelle régionale.

2.1 Terres arables
2.1.1 Terres arables hors périmètres d'irrigation
2.1.2 Périmètre irrigués en permanence
2.1.3 Rizières
2.2 Cultures permanentes
2.2.1 Vignoble
2.2.2 Vergers et petits fruits
2.2.3 Oliveraies
2.3 Prairies
2.4 Zones agricoles hétérogènes
2.4.1 Cultures annuelles associées aux cultures permanentes
2.4.2 Systèmes culturaux et parcellaires complexes
2.4.3 Surfaces essentiellement agricoles, interrompues par des espaces naturels importants
2.4.4 Territoires agro-forestiers

Figure 1-6 - Nomenclature de Corine Land Cover pour les territoires agricoles (Source : IFEN)

Le tableau 1-2 montre clairement que l'ensemble des données est très hétérogène, avec des périodes d'acquisitions variables et des nomenclatures destinées uniquement à certains usages. Aucune de ces données ne permet d'identifier l'occupation et l'utilisation hivernale du sol. D'autre part, si les types de cultures sont bien renseignés par les données du RGA ou les données de la PAC, leur spatialisation est relativement peu précise. Enfin, les statistiques agricoles se limitent à certaines catégories d'agriculteur.

Un croisement de différentes données pourrait être envisagé, notamment entre CORINE Land Cover et les données PAC. Toutefois, les caractéristiques temporelles et spatiales des données, très différentes, poseraient un certain nombre de difficultés notamment pour la spatialisation des différentes cultures. Au mieux, l'échelle de restitution serait l'échelle communale.

Tableau 1-2 - Données disponibles sur l'occupation et l'utilisation du sol en France et leurs caractéristiques spatio-temporelles (L. Hubert-Moy, 2004, d'après Arrouays et al, 2002)

	RGA	Déclarations PAC	TERUTI	TERUTI-LUCAS	IFN	CORINE LAND COVER
Mode d'acquisition des données	Recensement par exploitation	Déclarations des agriculteurs et contrôles	Photographies aériennes - Terrain	Photographies aériennes - Terrain	Photographies aériennes - Echantillons terrains	Images satellites
Types de surfaces	Surfaces Agricoles	Surfaces agricoles	Occupation du sol	Occupation du sol	Occupation du sol - Sylviculture	Occupation du sol
Nomenclature des terres agricoles	Types de cultures	Types de culture	Types de culture	Types de culture	1 classe	12 classes (issues des classes de terres arables, cultures permanentes, prairies, terres agricoles hétérogènes)
Echelle spatiale	Commune	Commune	Petite région agricole	Département	1/25000	250 m de résolution
Echelle temporelle	±10 ans	1 an	1 an	1 an	±10 ans	10 ans
Période couverte	1955 - 1979 1988 - 2000	1995 ->	1972 ->	2001 ->		1990 ->

En conséquence, les données actuellement disponibles à l'échelle régionale sur l'occupation et l'utilisation du sol, issues de statistiques, de recensements, d'enquêtes de terrain ou encore de données de télédétection (images à haute résolution spatiale ou photographies aériennes) ne permettent pas d'effectuer une analyse spatio-temporelle détaillée des changements.

1.2.1.2. La télédétection

1.2.1.2.1. Domaines spectraux et résolution

En télédétection, le choix du domaine spectral dépend des thématiques considérées. Dans le domaine du suivi de l'occupation et l'utilisation du sol, c'est essentiellement le domaine optique c'est-à-dire les longueurs d'ondes entre l'ultraviolet (0,4 μm) et l'infrarouge thermique (3 mm) qui sont utilisées, même si les données acquises dans les hyperfréquences sont de plus en plus exploitées depuis une dizaine d'années. Dans le domaine optique, les capteurs mesurent la part de l'énergie provenant du soleil qui est réfléchiée par les surfaces terrestres (végétation et sols) et l'atmosphère dans une direction donnée, cette mesure étant appelée réflectance bidirectionnelle. On parle donc dans ce cas de télédétection passive par opposition à la télédétection active qui se différencie par la mesure d'un rayonnement électromagnétique émis par le capteur lui-même et rétrodiffusé par les surfaces.

Le choix des données de télédétection satellitales employées afin de suivre l'occupation et de l'utilisation des sols est effectué en fonction de leur résolution spectrale, radiométrique spatiale et temporelle. La résolution spectrale, définie comme le pouvoir de séparation spectrale, dépend de la réponse spectrale de l'instrument dans chaque canal. La résolution radiométrique est définie comme le pouvoir de séparation entre différentes luminances reçues. Elles sont assez comparables pour les différents capteurs optiques embarqués à bord de satellites actuellement en fonction –excepté pour le capteur à très haute résolution spectrale AVIRIS. En revanche, les résolutions spatiale et temporelle varient sensiblement selon les capteurs optiques considérés.

La **résolution spatiale** désigne la taille minimum des objets pouvant être distingués et mesurés au sol (Robin, 2001; Townshend, 1981). La résolution spatiale est définie comme le pouvoir de séparation spatiale ; elle correspond au produit de la résolution angulaire par la distance entre le capteur et la surface terrestre. Toutefois, dans la majeure partie des études de télédétection, la résolution spatiale fait référence au pas d'échantillonnage ou taille d'un pixel d'une image. Pour faciliter la compréhension, nous utiliserons dans la suite de ce travail le terme de résolution spatiale pour désigner la taille du pixel. La taille du pixel d'une image dépend de l'IFOV (Instantaneous Field Of View). L'IFOV est une mesure angulaire correspondant à l'angle d'ouverture d'un capteur. La taille d'un pixel est déterminée en fonction de la dimension de l'IFOV prise à mi-hauteur. En télédétection, l'échelle d'étude est fortement dépendante de la résolution spatiale des capteurs (Woodcock *et al.*, 1987). Plus la résolution spatiale diminue, plus il est difficile d'identifier des limites d'objets, le mélange de différents types d'occupation et d'utilisation du sol ayant tendance à augmenter au sein des pixels. Plus la résolution spatiale augmente, mieux les objets sont définis mais plus l'information est hétérogène d'un point de vue spectral et ne permet pas de distinguer clairement des secteurs homogènes (Markham *et al.*, 1981). Ajoutons que la résolution spatiale évolue de façon inversement proportionnelle à la taille de la superficie totale au sol couverte par la scène satellitale. Chaque résolution spatiale est donc adaptée à un type d'étude. Plusieurs méthodes permettent d'identifier la résolution spatiale optimale pour identifier des objets au sol (Garrigues, 2004; Woodcock *et al.*, 1987).

La **résolution temporelle ou répétitivité** désigne la fréquence avec laquelle un capteur acquiert une image sur un même site d'étude. La résolution temporelle et la résolution spatiale des capteurs sont fortement dépendantes l'une de l'autre et dépendent directement du champ de visée du capteur. Pour un champ de visée réduit correspondant à une trace au sol inférieure à 200 km, on obtient une image à forte résolution spatiale et ayant une faible résolution temporelle. A l'inverse, pour des capteurs ayant un champ de visée correspondant à une trace au sol de plus de 2000 km, la résolution spatiale est généralement faible avec une résolution temporelle journalière ou de deux jours. Ainsi, plus la résolution spatiale des images est grossière, plus le champ de visée des capteurs est élargi et, en conséquence, la

fréquence d'acquisition des images augmente. *A contrario*, plus la résolution spatiale est fine, plus la fréquence d'acquisition diminue.

La diversité des résolutions spatiales et temporelles des capteurs optiques de satellites permet d'envisager des suivis de l'occupation des sols, de l'échelle globale à l'échelle locale et d'un pas de temps journalier à un pas de temps pluriannuel.

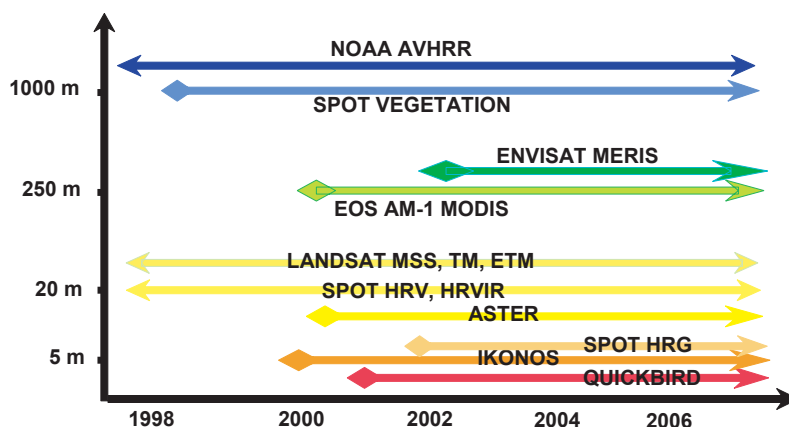


Figure 1-7 - Les principaux capteurs visible et infrarouge, de la basse à la très haute résolution spatiale

Suivant les auteurs, la définition du type de résolution spatiale change. La haute et la très haute résolution ne posent pas d'ambiguïté et se distinguent par une résolution inférieure ou égale respectivement à 30 m et à 5 m. En revanche, la définition de la basse résolution varie suivant les auteurs. Pour certains, la basse résolution correspond aux images issues des capteurs géostationnaires et la moyenne résolution aux capteurs à résolution kilométrique (Franklin *et al.*, 2002; Weiss *et al.*, 2007). Pour d'autres, la basse résolution est acceptée comme correspondant à une résolution kilométrique (Borak *et al.*, 2000; Justice *et al.*, 1985; Lambin *et al.*, 1994a). Dans ce cas, la moyenne résolution représente une résolution intermédiaire entre la résolution kilométrique et une résolution de 250 – 300 m (Cihlar *et al.*, 2000).

Le terme « moyenne résolution » (« medium resolution » ou « moderate resolution » en anglais) est apparu avec le lancement des capteurs MODIS et MERIS (Medium Resolution Imaging Spectrometer), dont la résolution spatiale avoisine 250-300 m (MODIS ne possède que deux bandes spectrales à 250 m de résolution spatiale : le rouge et le proche infrarouge contre 15 pour MERIS), soit une résolution intermédiaire entre la résolution kilométrique et la haute résolution (Rast *et al.*, 1999). Cette résolution, qui avoisine les 250 m, a été définie par Townshend (1988) comme étant adaptée à l'étude des changements en paysages fragmentés. En comparant l'impact de différentes résolutions spatiales, allant de 125 à 1000 m, sur l'information acquise pour différents types de paysages, Townshend (1988) déduit que "...within the range of resolution tested, the higher the spatial resolution, the better the representation of the land transformation, particularly for areas with small units of change".

1.2.1.2.2. Les données à haute résolution et très haute résolution spatiale

Les capteurs fournissant des images haute résolution permettent d'observer des objets spatiaux de petites tailles et d'en suivre l'évolution.

Ces capteurs, tels que LANDSAT, SPOT ont de manière générale une résolution spatiale inférieure à 30 m. Ils permettent d'observer des paysages hétérogènes et d'envisager un suivi spatial détaillé des objets. Comme nous l'avons vu précédemment, la résolution spatiale des capteurs dépend largement du champ de visée des capteurs. Le champ de visée des capteurs à haute résolution spatiale étant réduit, leur résolution temporelle est relativement faible.

Une plate-forme telle que SPOT repasse tous les 26 jours sur une même orbite. Toutefois, les satellites SPOT étant équipés d'un second capteur avec un système de dépointage, permettant d'orienter le capteur vers un site spécifique, il est possible d'acquérir une image tous les 2 ou 3 jours sur un même site. Cette répétitivité de 2 ou 3 jours reste théorique, l'acquisition d'une image dépendant également de la couverture nuageuse. Un capteur tel que LANDSAT, ne disposant pas de système de dépointage, aura lui une répétitivité de 16 jours, le champ de visée étant plus large que celui du capteur SPOT. Comme pour les capteurs SPOT, la répétitivité dépendra de la couverture nuageuse.

Les images à haute résolution spatiale permettent d'effectuer des suivis de l'occupation et de l'utilisation du sol sur des échelles temporelles intra-annuelles ou interannuelles. Toutefois, à l'échelle intra-annuelle, il est difficile d'acquérir des images à un intervalle de temps régulier et cet intervalle est généralement supérieur à un mois, ce qui limite fortement les études de changement du couvert végétal. Des suivis temporels sont effectués avec des données haute résolution pour des pas de temps annuels ou pluriannuels pour détecter des changements peu rapides (Almeida-Filho *et al.*, 2002; Corgne, 2004; Roder *et al.*, 2008). Des suivis sont également effectués à des intervalles de temps mensuels mais cette fois pour des sites d'études ayant une étendue spatiale plus réduite, de l'ordre de 40 x 40 km (Fillol *et al.*, 2006).

Les images à très haute résolution, inférieure à 5 m, ont une couverture spatiale très limitée : 16,5 km x 16,5 km pour Quickbird et 11 km x 11 km pour Ikonos. La résolution temporelle est en moyenne inférieure à 3 jours, grâce au système de dépointage, mais la répétitivité des acquisitions sans couverture nuageuse est d'autant réduite que le champ de visée diminue. Elles sont essentiellement utilisées en urbanisme et pour des thématiques nécessitant une définition précise des objets spatiaux (Weber *et al.*, 2003; Wu *et al.*, 2008).

1.2.1.2.3. Les données à basse résolution spatiale

La basse résolution spatiale désigne, dans le cadre de cette étude, des capteurs ayant une taille de pixel supérieure ou égale au kilomètre. L'angle d'ouverture de ces capteurs permet d'obtenir des observations tous les 1 à 2 jours en fonction de la latitude. A l'équateur, les observations se répètent tous les deux jours et la fréquence d'acquisition des images augmente avec la latitude. Là également, la répétitivité dépend de la couverture nuageuse. Toutefois, la fréquence d'acquisition des images étant beaucoup plus élevée que celle des images à haute résolution spatiale, les probabilités d'obtenir des scènes sans couverture nuageuse sont beaucoup plus importantes.

Les capteurs fournissant des images à basse résolution spatiale ne sont pas utilisés pour effectuer des suivis à l'échelle locale. En revanche, elles permettent de cartographier des grands types d'occupation et d'utilisation du sol à l'échelle globale (Bartholomé *et al.*, 2005; Friedl *et al.*, 2002; Hansen *et al.*, 2000; Loveland *et al.*, 2000). Par ailleurs, les séries temporelles d'images à basse résolution spatiale sont largement utilisées à l'échelle globale, continentale ou à méso-échelle pour étudier les changements saisonniers de la couverture végétale (de Beurs *et al.*, 2004; Duchemin *et al.*, 1999; Heumann *et al.*, 2007; Maignan *et al.*, 2008)

1.2.1.2.4. Les données à moyenne résolution spatiale

La moyenne résolution spatiale est définie ici comme une résolution intermédiaire entre la haute résolution spatiale et la basse résolution kilométrique. A l'heure actuelle, seuls les capteurs MERIS et MODIS peuvent être qualifiés de capteur à moyenne résolution au sens où celle-ci a été définie. La taille du pixel, avoisinant les 250-300 m, devrait permettre d'envisager une étude des paysages fragmentés (Townshend *et al.*, 1988).

Le capteur MODIS a été placé sur la plate-forme EOS-AM1 (Terra) mise en orbite au début de l'année 2000 et sur la plate-forme EOS-PM1 (Aqua) lancée en mai 2002. Terra est placée sur une orbite descendante et passe l'équateur à 10h30 heure locale. Aqua est placée en orbite montante et passe l'équateur à 13h30 heure locale. La résolution temporelle du capteur MODIS est équivalente de celle des capteurs basse résolution, avec une fréquence d'acquisition de 1 à 2 jours en fonction de la latitude. MODIS possède 2 bandes spectrales à 250 m de résolution, 5 bandes à 500 m de résolution et 29 bandes à 1 Km de résolution. Seules les bandes rouge et proche infrarouge ont une résolution de 250 m, permettant ainsi d'effectuer des suivis de la couverture végétale avec une précision spatiale supplémentaire par rapport à la basse résolution. Les bandes à 500 m de résolution sont également dédiées à l'observation des surfaces terrestres dans le domaine du visible et de l'infrarouge. Les bandes spectrales à 1 km de résolution sont quant à elles destinées à l'observation des océans, de l'atmosphère et s'étendent du domaine visible à l'infrarouge thermique (Justice *et al.*, 1998).

Les images du capteur MODIS sont utilisées pour effectuer des cartographies de l'occupation et de l'utilisation du sol à l'échelle globale avec une résolution kilométrique (Friedl *et al.*, 2002; Townshend *et al.*, 2002). Des cartographies de l'occupation de sol sont également effectuées à l'échelle régionale à une résolution de 250 et 500 m (Wessels *et al.*, 2004). Les données MODIS sont également utilisées pour analyser la phénologie des végétaux à l'échelle globale et à l'échelle régionale avec une résolution kilométrique ou de 250 m (Hansen *et al.*, 2002; Wessels *et al.*, 2004; Zhang *et al.*, 2003). Des images de NDVI MODIS ayant une résolution de 250 m ont également servi à effectuer un suivi de la phénologie des cultures dans des paysages ouverts des grandes plaines américaines avec des parcelles d'une taille supérieure à 32,4 ha (Wardlow *et al.*, 2007). De manière générale, les études utilisant des images MODIS à 250 m de résolution sont effectuées sur des paysages ouverts et non des paysages fragmentés en petites parcelles (Morton *et al.*, 2006; Wardlow *et al.*, 2006).

Le capteur MERIS de l'Agence Spatiale Européenne a été placé en mars 2002 sur la plate-forme ENVISAT. La résolution spatiale de ce capteur est de 300 m, sa résolution temporelle étant de 3-4 jours. Il possède 15 bandes spectrales dans les domaines du visible et du proche infrarouge. Il est principalement destiné à l'observation des océans, de l'atmosphère et de l'occupation et de l'utilisation du sol. Les images MERIS sont utilisées pour effectuer des classifications de l'occupation et de l'utilisation du sol à l'échelle globale et à l'échelle régionale (Arino *et al.*, 2007; Clevers *et al.*, 2004). Toutefois, l'accessibilité aux données issues de ce capteur étant restreinte, ces dernières ont été jusqu'à présent très faiblement exploitées pour cartographier les dynamiques de l'occupation et de l'utilisation du sol.

Les images moyenne résolution devraient permettre le suivi d'espaces fragmentés en petites parcelles, un pixel moyenne résolution représentant $1/16^{\text{ème}}$ d'un pixel basse résolution.

1.2.2. Les méthodes de suivi adaptées aux séries temporelles moyenne résolution

Dans le domaine optique, le transfert radiatif dépend de trois interfaces ou média : l'atmosphère, les sols et la végétation. Plusieurs méthodes permettent de suivre la couverture végétale, parmi lesquels les indices de végétation et plus récemment les modèles de transfert radiatif des couverts couplés à des modèles de transfert radiatif des feuilles.

Ainsi, l'intérêt des modèles de transfert radiatif est d'abord présenté après avoir rappelé le principe du transfert radiatif. La modélisation du transfert radiatif dans l'atmosphère est ensuite abordée. Enfin, les méthodes permettant d'effectuer des suivis de la

végétation sont exposées. Elles comprennent les indices de végétation, les modèles de transfert radiatif des couverts et les modèles de transfert radiatif des feuilles.

1.2.2.1. Généralités sur le transfert radiatif

Le transfert radiatif décrit la propagation du rayonnement électromagnétique à travers la matière. La théorie du transfert radiatif est largement appliquée dans des domaines comme l'astrophysique et la télédétection spatiale, car elle permet de déduire les propriétés physiques d'objets à partir du rayonnement électromagnétique observé. La majeure partie des travaux portant sur le transfert radiatif partent de l'équation du transfert radiatif formulée par Chandrasekhar en 1960 (Chandrasekhar, 1960; Özisik, 1973). Le transfert radiatif dépend du type de milieu pris en considération, de la longueur d'onde du rayonnement électromagnétique, des directions dans lesquelles s'effectuent les échanges de rayonnement. L'équation du transfert radiatif permet de calculer la réflectance ou la luminance d'un média pour une direction d'émission et d'observation du rayonnement donnée en prenant en compte les phénomènes d'absorption, de diffusion et d'émission de ce milieu. Pour les longueurs d'ondes du visible, du proche infrarouge et de l'infrarouge moyen, seuls les phénomènes d'absorption et de diffusion doivent être pris en compte, l'émission de rayonnement électromagnétique par les surfaces terrestres ayant lieu dans le domaine de l'infrarouge thermique.

L'absorption correspond à une atténuation du rayonnement électromagnétique par les molécules composant un média (Bariou et al., 1986). La diffusion correspond au « processus par lequel une onde ou un faisceau de particules est diffusé ou dévié par suite de collisions avec les particules du milieu qu'il traverse » (Centre Canadien de Télédétection, 2007). La diffusion dépend principalement de la longueur d'onde du rayonnement électromagnétique et de la taille des particules ou des molécules rencontrés par celui-ci. L'absorption et la diffusion du rayonnement électromagnétique combinées entre elles forment l'extinction, fréquemment exprimée sous la forme d'un coefficient, qui rend compte de la transmission du rayonnement électromagnétique à travers la matière.

L'équation du transfert radiatif dépend de multiples inconnues et l'impossibilité de simuler l'ensemble des interactions entre le rayonnement électromagnétique et la matière rend son application difficile. De ce fait, elle est également difficile à inverser pour retrouver les paramètres biochimiques et biophysiques du milieu modifiant le transfert de rayonnement électromagnétique. Ainsi, différents modèles ont été développés afin de simuler le transfert du rayonnement pour différents milieux et simplifier l'équation du transfert radiatif.

Les modèles directs de transfert radiatif permettent d'estimer la Fonction de Distribution de la Réflectance Bidirectionnelle (FDRB) de certains milieux en fonction des paramètres biochimiques et biophysiques de celui-ci.

Les modèles inverses de transfert radiatif permettent, à partir de la réflectance bidirectionnelle d'un milieu, de retrouver les paramètres biochimiques et biophysiques qui modifient le signal électromagnétique. En télédétection spatiale, ce sont ces modèles qui sont utilisés pour observer les changements des surfaces terrestres et de l'atmosphère à partir des observations fournies par les capteurs de télédétection. Toutefois, l'inversion des modèles de transfert radiatif apparaît comme une étape difficile à appliquer, les paramètres modifiant le signal étant nombreux et *a priori* inconnus.

Les modèles de transfert radiatif sont, de manière générale, orientés vers l'étude d'un milieu. En ce qui concerne les surfaces terrestres, on distingue les modèles atmosphériques, les modèles de couverts et les modèles de transfert radiatif des feuilles. Plusieurs modèles peuvent être couplés, par exemple un modèle atmosphérique, un modèle de réflectance des couverts et un modèle de réflectance des feuilles pour simuler des images satellites dans le cas d'un modèle direct ou estimer des variables biophysiques dans le cas d'un modèle inverse.

Les modèles de transfert radiatif peuvent donc être classés en fonction du type de milieu étudié ou en fonction du type de méthode de résolution de l'équation de transfert radiatif utilisé (direct ou inverse). Parmi les nombreux modèles de transfert radiatif existants, seuls quelques-uns sont des modèles inverses, et peuvent donc être appliqués aux images de télédétection de manière à retrouver des variables biophysiques ou estimer des paramètres de surfaces terrestres. Les modèles de transfert radiatifs peuvent également être catalogués en fonction du concept du modèle utilisé.

1.2.2.2. Le transfert radiatif dans l'atmosphère

L'atmosphère est un milieu évoluant rapidement sur le plan spatial et temporel. A chaque acquisition d'images, les conditions atmosphériques changent et doivent être évaluées pour normaliser les observations.

Ainsi, les images satellites acquises doivent dans un premier temps être transformées en images de réflectance en haut de l'atmosphère. Pour cela, après un étalonnage des données pour obtenir des valeurs de luminance, celles-ci sont transformées en valeurs de réflectance en haut de l'atmosphère, ces valeurs variant essentiellement en fonction de l'éclairement solaire et de la direction d'observation :

$$\rho^* = \pi \cdot L / \cos(\theta_s) \cdot E_s$$

Équation 1-1

Où L est égale à la luminance observée par le capteur en $\text{W/m}^2/\text{sr}/\mu\text{m}$

θ_s correspond à l'angle zénithal solaire

E_s correspond à l'éclairement solaire

Afin de transformer les images de réflectance en haut de l'atmosphère en images de réflectance au sol, il convient de soustraire deux effets atmosphériques (Guyot *et al.*, 1996) :

- la diffusion du rayonnement électromagnétique par les différents gaz et par les aérosols,
- l'absorption gazeuse.

Si les bandes spectrales des capteurs d'observation de la terre sont centrées sur des fenêtres atmosphériques, elles n'en restent pas moins sensibles aux phénomènes d'absorption, plus particulièrement par l'eau et l'ozone, et aux phénomènes de diffusion par les différents gaz et les aérosols.

L'absorption a lieu principalement pour des gaz comme l'ozone (O_3), la vapeur d'eau (H_2O), le dioxyde de carbone (CO_2), l'oxygène (O_2) et le protoxyde d'azote (N_2O). Chaque gaz a une influence sur des longueurs d'ondes particulières. La vapeur d'eau et l'ozone sont les deux gaz qui absorbent le plus le rayonnement électromagnétique et varient le plus d'un point de vue spatio-temporel. La vapeur d'eau affecte à la fois les longueurs d'ondes du visible et de l'infrarouge tandis que l'ozone affecte pour l'essentiel les longueurs d'ondes du visible, plus particulièrement du rouge.

Lorsque la taille des molécules est inférieure à la longueur d'onde, la diffusion de Rayleigh intervient en diffusant le rayonnement électromagnétique dans toutes les directions. Le phénomène de diffusion dépend essentiellement de la longueur d'onde. Plus la longueur d'onde est petite, plus le rayonnement électromagnétique est diffusé. Ainsi les longueurs d'ondes du bleu sont plus largement diffusées que les longueurs d'ondes du vert et du rouge. La diffusion de Rayleigh intervient au contact des deux principaux gaz composants l'atmosphère : l'azote (N_2) et l'oxygène (O_2).

Lorsque la taille des molécules ou particules est supérieure à la longueur d'onde, le rayonnement électromagnétique est diffusé dans une direction préférentielle, dans la direction dans laquelle le rayonnement électromagnétique est arrivé sur la particule : c'est la diffusion de Mie, qui est moins dépendante de la longueur d'onde que la diffusion de Rayleigh en diffusant l'ensemble des longueurs d'ondes de la partie visible du spectre électromagnétique. Alors que la diffusion de Rayleigh dépend des différents gaz composants l'atmosphère, la diffusion de Mie dépend de la présence des aérosols ou particules. La dynamique spatio-temporelle des aérosols est relativement complexe à observer. En outre, pour estimer la diffusion de Mie, il est nécessaire de connaître la taille des particules. Leur présence est difficilement détectable et la détermination de leur taille est compliquée à déterminer, ce qui rend les corrections atmosphériques d'autant plus difficiles à effectuer (Guyot *et al.*, 1996).

Différents modèles de transfert radiatif de l'atmosphère permettent d'estimer les phénomènes d'absorption et de diffusion par l'atmosphère pour calculer la réflectance au sol à partir de la réflectance en haut de l'atmosphère. Plus particulièrement, nous nous intéressons

ici aux modèles de transmission atmosphérique qui permettent de calculer le transfert radiatif dans le domaine du spectre solaire pour effectuer des corrections atmosphériques.

Les modèles les plus communément utilisés actuellement en télédétection sont :

- le modèle MODTRAN (Moderate Resolution Transmittance) (Berk *et al.*, 1987), issu du modèle LOWTRAN 7 (Kneizys *et al.*, 1988),
- le modèle 6S (Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum) (Vermote *et al.*, 1997), une version améliorée du modèle 5S (Tanré, 1987).

Le modèle 6S est plus particulièrement dédié à la simulation de la réflectance ou de la luminance, tandis que le modèle MODTRAN est dédié à simuler la luminance enregistrée par des capteurs d'observation de la terre. Le modèle 6S a été développé dans le cadre du projet MODIS, afin de produire des tables de correspondance permettant des corrections atmosphériques des images acquises par ce capteur. Une comparaison entre les modèles MODTRAN et 6S peut être retrouvée dans l'article de (Key *et al.*, 1998), qui les compare avec deux autres modèles de corrections atmosphériques, FLUXNET et STREAMER.

D'autres modèles de transmission de l'atmosphère existent ou sont dérivés des modèles cités ci-dessus. Nous citerons notamment le modèle SMAC (Simplified Method for Atmospheric Correction), une simplification du modèle 6S utilisant des tables de correspondance issues de ce même modèle et dédié à la correction d'images satellites (Rahman *et al.*, 1994).

Le traitement de séries temporelles, lorsqu'il vise à l'estimation de variables biophysiques et à la détection quantitative des changements à partir de séries temporelles de réflectance, nécessite d'appliquer des corrections atmosphériques. Les corrections atmosphériques permettent d'obtenir une information relative à l'évolution des surfaces terrestres, en normalisant les images vis-à-vis des effets de l'atmosphère. Les images de réflectance au sol ainsi obtenues permettent alors d'analyser l'évolution de la couverture végétale à partir de différentes méthodes.

1.2.2.3. Les indicateurs sur la couverture végétale

La densité de la végétation, ainsi que d'autres paramètres relatifs à la couverture végétale, peuvent être estimés à partir d'images de télédétection, soit en utilisant des méthodes empiriques ou semi-empiriques fondées sur l'utilisation d'indices de végétation, soit en appliquant une modélisation inverse du transfert radiatif permettant notamment d'estimer la couverture végétale et d'autres paramètres relatifs à la végétation.

1.2.2.3.1. Les indices de végétation

Les indices de végétation, qui sont des combinaisons arithmétiques des réflectances dans le Visible (généralement le rouge) et le Proche Infrarouge, sont relativement bien corrélées à la croissance des plantes, la couverture végétale et la quantité de biomasse verte (Rondeaux *et al.*, 1996).

Le rayonnement électromagnétique dans les longueurs d'ondes du rouge est absorbé en grande partie par la chlorophylle. Dans le proche infrarouge, la réflectance d'un couvert végétal varie essentiellement en fonction de la densité du couvert végétal vert (Jacquemoud, 1993). Un grand nombre d'indices de végétation ont été développés, du simple ratio aux indices plus élaborés, à partir de ces bandes rouge et proche infrarouge.

Le SR (Simple Ratio) est un rapport entre la bande spectrale du proche infrarouge et la bande du rouge (Jordan, 1969; Pearson *et al.*, 1972) :

$$SR = PIR/R$$

Le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), qui est l'indice le plus utilisé, correspond au rapport normalisé entre la bande spectrale du proche infrarouge et celle du rouge (Rouse *et al.*, 1974) :

$$NDVI = (PIR-R)/(PIR+R)$$

Ces indices, très faciles à calculer, présentent l'inconvénient d'être sensibles à la fois aux changements atmosphériques, à la géométrie des observations mais surtout à la réflectance des sols.

Les indices corrigés des effets du sol les plus couramment utilisés sont :

- Le SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index) (Huete, 1988)
- Le TSAVI (Transformed Soil Adjusted Vegetation Index) (Baret *et al.*, 1989)

D'autres indices moins, sensibles à l'atmosphère que les deux précédents, ont également été développés. Parmi ceux-ci, on peut citer :

- L'ARVI (Atmospherically Resistant Vegetation Index) (Kaufman *et al.*, 1992)
- Le GEMI (Global Environmental Monitoring Index) (Pinty *et al.*, 1992),
- L'EVI (Enhanced Vegetation Index) (Huete *et al.*, 2002; Huete *et al.*, 1994).

Ces indices ont été développés afin d'estimer des variables biophysiques telles que l'indice de surface foliaire ou LAI (Leaf Area Index) (Asrar *et al.*, 1984; Gong *et al.*, 2003; Haboudane *et al.*, 2004; Lawrence *et al.*, 1998; Tucker *et al.*, 1981; Tucker *et al.*, 1983; Tucker *et al.*, 1985) ou le fAPAR (fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation) (Moreau *et al.*, 1996; Sellers, 1985; Tucker *et al.*, 1986).

Toutefois, ces différents indices présentent l'inconvénient de simplifier l'information. Par exemple, dans le domaine optique, dans une bande spectrale donnée, deux types de végétation différents ayant le même taux de couverture n'ont pas la même réflectance, et inversement deux types de végétation différents ayant des taux de couverture différents peuvent avoir la même réflectance (Jacquemoud *et al.*, 1990). De ce fait, pour une même valeur d'indices de végétation, l'indice de surface foliaire et le fAPAR peuvent avoir des valeurs différentes.

Un même indice de végétation dérivé de deux capteurs différents a des valeurs différentes, les caractéristiques des bandes spectrales, en particulier la largeur de bande et le coefficient d'extinction de la bande spectrale d'un capteur, n'étant pas pris en compte (Baret *et al.*, 1989). Ainsi, l'estimation du taux de couverture du sol par la végétation à partir d'une relation simple utilisant un indice de végétation ne peut être considérée comme linéaire et généralisable (l'indice n'exprime pas un ordre de grandeur lié à des paramètres mesurables au sol, la relation entre un paramètre de surface et un indice de végétation étant empirique). La relation entre des variables biophysiques et un indice de végétation n'est donc pas linéaire et ne peut produire des estimations des variables biophysiques aussi bonnes que l'utilisation d'un modèle de transfert radiatif (Ji *et al.*, 2007). Les méthodes empiriques ne permettent pas d'établir un lien constant dans le temps et dans l'espace entre un indice de végétation et des variables biophysiques. Par ailleurs, ces modèles empiriques sont testés pour certaines espèces végétales et non pour l'ensemble de la végétation.

Enfin, pour un paysage fragmenté en petites parcelles, il apparaît difficile d'identifier des sites tests permettant d'effectuer une relation franche entre des variables biophysiques et des indices de végétation. Un pixel est composé généralement de plusieurs types d'occupation du sol avec des structures très différentes. Collecter des échantillons pour paramétrer une relation entre des variables biophysiques et des indices de végétation est rendue difficile. Pour une même date, sur une même région, il apparaît ainsi plus pertinent d'estimer la relation en fonction du mélange présent au sein d'un pixel et non pour un type particulier de couvert végétal.

1.2.2.3.2. La modélisation du transfert radiatif des surfaces terrestres

La réflectance des surfaces terrestres a été modélisée depuis le lancement des premiers satellites d'observation de la terre. Toutefois, l'application des modèles du transfert radiatif des surfaces terrestres a longtemps été limitée du fait d'une part de la faible résolution temporelle et spectrale des premiers capteurs des satellites d'observation de la terre (Jacquemoud *et al.*, 2005), et d'autre part de la compréhension limitée du transfert radiatif au niveau des surfaces terrestres, ce qui a favorisé l'utilisation d'indices de végétation pour détecter les évolutions des couverts végétaux. La modélisation des interactions entre le

rayonnement électromagnétique et les surfaces terrestres a largement évolué depuis les années 1960, ce qui a ouvert de nouvelles perspectives.

La modélisation de la réflectance de la végétation (le modèle direct) est établie préalablement au modèle inverse qui, à partir de la réflectance du couvert végétal, estime la densité de végétation et d'autres caractéristiques de cette dernière. Les modèles inverses du transfert radiatif consistent à retrouver les caractéristiques de la végétation à partir des réflectances observées pour différentes longueurs d'onde ou différents angles de visée (Combal *et al.*, 2002; Koetz *et al.*, 2005; Kuusk, 1991; Rautiainen, 2005; Verstraete *et al.*, 1990). L'inversion des modèles de transfert radiatif dépend de la méthode utilisée pour l'inversion ainsi que de la complexité du modèle. Plus un modèle est complexe, plus il est difficile de l'inverser et celui-ci nécessite également des temps de calcul important le rendant difficilement applicable (Jacquemoud *et al.*, 1999).

L'utilisation des modèles de transfert radiatif est fondée sur une relation physique entre le rayonnement électromagnétique et les valeurs de réflectance enregistrées par ce capteur. Elle apparaît donc plus robuste que l'utilisation d'indices de végétation. Les modèles de transfert radiatif présentent l'avantage de permettre la quantification des différents paramètres de surfaces qui modifient le signal et d'estimer des quantités physiques mesurables en fonction de la réflectance des couverts. Ainsi, l'estimation du taux de couverture du sol par la végétation à partir d'un modèle de transfert radiatif est généralisable.

Le rayonnement électromagnétique enregistré par les capteurs d'observation de la terre interagit au niveau des surfaces terrestres avec :

- la structure de la couverture végétale, sa répartition spatiale et la proportion de sol et de végétation : ce sont les modèles de transfert radiatif des couverts,
- les feuilles, qui composent la principale surface des couverts végétaux.

Ainsi, parmi les modèles de transfert radiatif de la végétation, on distingue les modèles de transfert radiatif des couverts des modèles de transfert radiatif des feuilles.

1.2.2.3.2.1. Les modèles de transfert radiatif des couverts

Les modèles de transfert radiatif des couverts végétaux visent à modéliser les interactions entre le rayonnement électromagnétique et la matière au niveau de la structure du couvert végétal. De manière générale, on distingue les modèles empiriques des modèles théoriques. Les modèles empiriques tentent d'effectuer le lien entre la réflectance des couverts végétaux et les réflectances mesurées par les capteurs satellitaires à l'aide de fonctions analytiques simples (Walthall *et al.*, 1985). Il existe également des modèles semi-empiriques inspirés des modèles théoriques et calibrés à l'aide de données de terrain. Les modèles empiriques sont, de manière générale, adaptés à un certain type de couvert végétal et à certaines zones d'étude. Ils sont donc difficilement transposables à d'autres sites d'études ou à

d'autres types de couverture végétale. Dans cette partie, les modèles théoriques sont présentés par ordre de complexité croissant : les modèles turbides, les modèles géométriques, et les modèles discrets (Estève, 1998; Goel, 1988; Kallel, 2007; Pinel, 1997).

Les modèles turbides considèrent la couverture végétale comme un empilement de couches horizontales composées de petits objets géométriques à la distribution homogène qui diffusent ou absorbent le rayonnement électromagnétique. La variabilité spatiale du couvert est fonction du nombre de couches horizontales N qui représente la dimension verticale du couvert. Les paramètres caractérisant la couverture végétale sont la distribution angulaire du couvert ou LAD (Leaf Angular Distribution) ainsi que la surface foliaire exprimée sous la forme du LAI. Les modèles turbides sont les plus utilisés pour les applications de télédétection spatiale et les premiers à avoir fait l'objet d'une inversion sur des images satellites (Goel *et al.*, 1983; Goel, 1989; Goel *et al.*, 1984).

L'un des premiers modèle turbide est le modèle de Kubelka –Munk (1931) qui a été amélioré par Allen en 1970 afin de modéliser la couverture végétale pour la première fois, puis par Suits en 1972 (Allen *et al.*, 1970; Kubelka *et al.*, 1931; Suits, 1972).

L'approximation du transfert radiatif selon Kubelka-Munk est effectuée à partir de l'équation différentielle suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dE^-(z)}{d(-z)} = -(\alpha + \sigma).E^-(z) + \sigma.E^+(z) + S_1.F^-(z) + S_2.F^+(z) \\ \frac{dE^+(z)}{dz} = -(\alpha + \sigma).E^+(z) + \sigma.E^-(z) + S_1.F^+(z) + S_2.F^-(z) \\ \frac{dF^-(z)}{d(-z)} = -(\kappa + S_1 + S_2).F^-(z) \\ \frac{dF^+(z)}{dz} = -(\kappa + S_1 + S_2).F^+(z) \end{array} \right.$$

Équation 1-2

Où α est le coefficient d'absorption pour le flux diffus

- σ est le coefficient de diffusion pour le flux diffus
- κ est le coefficient d'absorption pour le flux direct
- S_1 est le coefficient de diffusion hémisphérique vers l'avant
- S_2 est le coefficient de diffusion hémisphérique vers l'arrière
- E^+ est l'éclairement diffus ascendant
- E^- est l'éclairement diffus descendant
- F^+ est l'éclairement direct ascendant
- F^- est l'éclairement direct descendant
- z caractérise l'angle vertical

Quatre flux de rayonnement électromagnétique sont pris en considération par le modèle de Kubelka-Munk :

- l'éclairement solaire direct F^- ,
- l'éclairement diffus descendant qui correspond à l'éclairement diffus de l'atmosphère, E^- ,
- l'éclairement diffus montant correspondant à l'éclairement diffus de l'atmosphère provenant du couvert, E^+ ,
- la luminance du couvert au dessus de la couche de couvert végétal, F^+ .

Le modèle de Suits a été repris par Verhoef en 1984 pour constituer le modèle SAIL afin de l'appliquer aux images de télédétection (Verhoef, 1984).

Le modèle SAIL modélise la couverture végétale à l'aide des cinq éléments suivants :

- la réflectance et la transmittance des éléments foliaires,
- l'indice de surface foliaire (LAI),
- la réflectance des sols,
- la proportion de rayonnement diffus atmosphérique,
- les angles d'illumination et d'observation,
- et la distribution angulaire des feuilles.

Ce modèle a par la suite été amélioré pour prendre en compte l'effet de hot spot (point chaud) d'après les travaux obtenus par Kuusk en 1985 et dont la formalisation peut être retrouvée dans les publications de Goel et de Verhoef (Goel, 1988; Goel, 1989; Kuusk, 1985; Verhoef, 1998). L'effet hot spot se produit lorsque l'angle d'observation est équivalent à l'angle d'illumination. Dans ce cas précis, pour un couvert végétal, les parties ombragées sont totalement obstruées par les feuilles, ce qui a pour effet d'augmenter les valeurs de réflectance et ce particulièrement dans le rouge et le proche infrarouge. L'effet hot spot dépend pour l'essentiel de la hauteur des feuilles par rapport au sol : plus les feuilles sont proches du sol, plus la magnitude de l'effet de « hotspot » s'accroît, les ombres étant alors d'autant plus cachées. Le modèle SAIL a par ailleurs été amélioré au fil des années grâce notamment à une meilleure modélisation de l'interaction entre le rayonnement et la canopée des végétaux (Verhoef *et al.*, 2007). D'autres modèles turbides existent, tels que le modèle de Nilson-Kuusk mais qui est adapté au suivi de couverts homogènes et a pour l'essentiel été appliqué à des forêts (Nilson *et al.*, 1989).

Les modèles géométriques représentent un milieu comme étant composé d'une part de formes géométriques telles que des cylindres, des sphères, des ellipsoïdes ou des cônes représentant la végétation et d'autre part d'une surface, soit le sol, dont la FDRB est connue (Jupp *et al.*, 1986; Li *et al.*, 1985; Otterman *et al.*, 1984; Rosema *et al.*, 1992). Chaque

élément géométrique correspondant à une plante est décrit par sa réflectance et sa transmittance qui, combinés de manière linéaire, permettent d'en déduire la réflectance sur une scène satellitaire. Ces modèles sont adaptés à l'analyse de couverts hétérogènes peu denses et nécessitent des temps de calcul relativement longs. Par exemple, le modèle de Li et Strahler est plus particulièrement destiné à la modélisation de forêts de conifères et modélise chaque arbre par un cône. Le modèle de Jupp est, quant à lui, destiné à la modélisation des forêts d'eucalyptus. Le modèle FLIM (Forest Light Interaction Model) de Rosema a également été conçu dans l'objectif d'analyser la FDRB d'un couvert forestier, mais plus particulièrement dans l'objectif de tenir compte des ombres présentes dans les trouées. Dans l'ensemble, les modèles géométriques sont conçus pour des couverts dont la structure verticale prédomine sur la structure horizontale. Ces modèles ne présentent donc pas un intérêt particulier pour modéliser des cultures.

Les modèles discrets décomposent la couverture végétale en éléments surfaciques (modèles 2D) ou volumiques (modèles 3D), chaque élément correspondant à une feuille (Gastellu-Etchegorry *et al.*, 1994; Govaerts, 1995; Kimes *et al.*, 1982; Myneni *et al.*, 1989). Ces éléments sont décrits par leur fonction de phase qui elle-même décrit l'intensité de la diffusion du rayonnement électromagnétique dans toutes les directions en fonction de l'angle d'illumination. L'absorption et la diffusion de chaque élément sont calculées à l'aide de la fonction de phase. Ces modèles considèrent la couverture végétale comme étant hétérogène et la reproduisent le plus fidèlement possible. Si en théorie ces modèles paraissent, comparativement aux autres, les plus adaptés à l'étude d'un environnement hétérogène, les temps de calcul requis sont très importants et l'inversion de ce genre de modèle est récente (Estève, 1998). D'autre part, ce type de modèle, tel que le modèle DART de Gastellu-Etchegorry n'a jusqu'à présent été inversé que sur des jeux de données se limitant à quelques images à haute ou basse résolution spatiale (Gastellu-Etchegorry *et al.*, 2004).

1.2.2.3.2.2. Les modèles de transfert radiatif des feuilles

Les végétaux sont constitués de feuilles qui composent les principales surfaces interagissant avec le rayonnement électromagnétique visible et proche infrarouge. Les modèles de transfert radiatif des couverts modélisent la structure du couvert végétal sans tenir compte des feuilles, qui sont, quant à elles, modélisées à l'aide de modèles de transfert radiatif des feuilles. A l'instar des modèles de transfert radiatif des couverts, les modèles de transfert radiatif des feuilles, nombreux, sont fondés sur des concepts très variés (Tableau 1-3). Nous reprenons ci-après la typologie utilisée par S. Jacquemoud (Jacquemoud *et al.*, 2005; Ustin *et al.*, 2003) qui les classent par ordre de complexité croissant. Ainsi, on peut distinguer :

- les modèles de couches,
- les modèles à N-flux,
- les modèles de Melamed,
- l'équation de transfert radiatif,
- les modèles stochastiques,
- les modèles de lancer de rayon.

Inspirés de la théorie de Kubelka-Munk et du modèle de Allen, les fondements théoriques des **modèles de couches** sont identiques à ceux des modèles turbides. Les feuilles sont considérées comme homogènes et leur structure peut être décomposée en N couches séparées par N-1 espaces intercellulaires. Le modèle de couches le plus utilisé pour modéliser et inverser la fonction de réflectance bidirectionnelle des feuilles est le modèle PROSPECT (Jacquemoud, 1992). Chaque couche est décrite par un indice de réfraction et un coefficient d'absorption dépendant de la longueur d'onde, de l'angle d'observation, de la teneur en chlorophylle des feuilles, de leur teneur en eau, leur teneur en protéine, en lignine et en cellulose. Ces trois derniers paramètres ont été simplifiés pour ne prendre en compte que la teneur en matière sèche des végétaux. Ce modèle a été amélioré à plusieurs reprises, validé sur différents jeux de données et combiné à des modèles de transfert radiatif des couverts (Baret *et al.*, 1997; Fourty *et al.*, 1998; Fourty *et al.*, 1996; Jacquemoud *et al.*, 2000; Jacquemoud *et al.*, 1996; Newnham *et al.*, 2001). Les modèles de couches font partie des modèles de transfert radiatifs les plus simples et nécessitent des temps de calcul courts. Des études récentes montrent qu'en tenant compte de 4 paramètres biochimiques (le nombre de couches (N), la teneur en eau, la teneur en matière sèche, la teneur en chlorophylle), l'absorption et la transmission des feuilles sont modélisées à plus de 90 % (Bacour *et al.*, 2002; Ceccato *et al.*, 2001).

Les modèles à N-flux, inspirés de la théorie de Kubelka-Munk, considèrent les feuilles comme un milieu diffusant et absorbant le rayonnement électromagnétique. Ces modèles sont inspirés d'une simplification de l'équation de transfert radiatif en 2, 3 ou 4 flux, résolue à l'aide de simples fonctions analytiques. Les modèles à deux flux considèrent uniquement un flux direct descendant (éclairage solaire direct) et montant (Allen *et al.*, 1968). Les modèles à 4 flux considèrent l'éclairage solaire descendant, l'éclairage diffus descendant, l'éclairage diffus montant et la luminance de la feuille (Fukshansky *et al.*, 1991; Martinez von Remisowsky *et al.*, 1992; Richter *et al.*, 1996). Des améliorations ont été apportées à ces modèles afin de décomposer les feuilles en plusieurs éléments : l'épiderme supérieur, le parenchyme palissadique, le parenchyme lacuneux, l'épiderme inférieur, chacun ayant un coefficient d'absorption et de diffusion différent (Yamada *et al.*, 1991). Ces modèles sont complexes à mettre en œuvre dans le cas d'une inversion à partir d'images de télédétection (Jacquemoud *et al.*, 2005).

Les modèles de Melamed considèrent qu'une feuille est composée de sphères adjacentes formant une couche compacte et se trouvant au-dessus d'une surface homogène de réflectance connue (Melamed, 2004). Le modèle LIBERTY (Leaf Incorporating Biochemistry

Exhibiting Reflectance and Transmittance Yields), un des modèles de Melamed, est plus particulièrement destiné à la modélisation des feuilles de conifères (Dawson *et al.*, 1998)

L'équation de transfert radiatif peut être utilisée en mode direct, mais ne permet pas d'effectuer d'inversion et nécessite des temps de calcul très longs en modélisation directe (Ganapol *et al.*, 1998; Ma *et al.*, 1990).

Les modèles stochastiques utilisent des chaînes de Markov permettant de décomposer la feuille en distinguant les différents tissus foliaires (Tucker *et al.*, 1977). Les propriétés optiques de chacun des tissus sont définies par leur réflectance, leur transmittance, leur absorptance et leur éclaircissement. A l'origine, Tucker a modélisé des feuilles d'érables en ne considérant que deux tissus foliaires : le parenchyme palissadique et le parenchyme lacuneux. Chaque tissu possède une probabilité de passage d'un type de flux à l'autre. A partir de l'éclaircissement, un processus itératif permet de retrouver la réflectance et la transmittance des feuilles. Le modèle de Tucker a par la suite été amélioré pour prendre en considération l'épiderme supérieur et l'épiderme inférieur des feuilles (Maier *et al.*, 1999).

Les modèles de lancer de rayons sont les modèles de transferts radiatifs des feuilles les plus complexes à ce jour mais sont également ceux qui décrivent le transfert de rayonnement électromagnétique de la manière la plus exhaustive. Ils décrivent la propagation des photons à l'intérieur de la feuille en fonction de leur composition biochimique. Ils simulent alors le chemin que prennent les photons et en déduisent l'absorption, la réfraction, et la transmittance en fonction de l'angle d'observation. Les tissus foliaires doivent être définis de manière précise en fonction de leur composition biochimique, des cavités d'air, et des cellules afin de modéliser par la suite le cheminement du rayonnement et d'en déduire le coefficient d'absorption et l'indice de réfraction des matériaux. Les premiers modèles de lancer de rayons considéraient seulement les cellules épidermiques des feuilles (Gabrys-Mizera, 1976; Haberlandt, 1914). Par la suite, les travaux ont porté sur la modélisation de feuilles entières d'érable (Allen *et al.*, 1973; Brakke *et al.*, 1987). Les modèles ne paraissaient alors pas adaptés à la simulation de la réflectance des feuilles. Les cytoplasmes et chloroplastes ont alors été pris en considération (Kumar *et al.*, 1973). L'un des modèles les plus aboutis à l'heure actuelle est le modèle RAYTRAN, ce modèle prenant en compte la structure en 3D des feuilles et considérant qu'une feuille n'est pas symétrique (Govaerts *et al.*, 1998). La feuille est modélisée finement, en prenant en considération la taille des cellules, l'épaisseur des parois cellulaires, ainsi que les interstices d'air. L'inversion de ce type de modèle est envisageable mais nécessite toutefois des temps de calcul très importants.

Tableau 1-3 - Exemples de modèles de transfert radiatifs des feuilles

Type de modèle	Modèle / Référence
Couches	PROSPECT (Jacquemoud <i>et al.</i> , 1990)
N-flux	Modèle à 2 flux (Allen <i>et al.</i> , 1968) Modèle à 4 flux (Fukshansky <i>et al.</i> , 1991; Martinez von Remisowsky <i>et al.</i> , 1992; Richter <i>et al.</i> , 1996)
Melamed	LIBERTY (Dawson <i>et al.</i> , 1998)
Equation de transfert radiatif	LEAFMOD (Ganapol <i>et al.</i> , 1998)
Stochastiques	LFMOD1 (Tucker <i>et al.</i> , 1977) SLOP (Maier <i>et al.</i> , 1999)
Lancer de rayons	RAYTRAN (Govaerts <i>et al.</i> , 1998)

1.2.2.3.2.3. Le couplage des modèles de couvert et des modèles de réflectance des feuilles

Il est nécessaire, pour modéliser la végétation en prenant en considération l'ensemble des éléments de la surface terrestre, de coupler un modèle de transfert radiatif des feuilles avec un modèle de transfert radiatif des couverts.

Plusieurs couplages de modèles peuvent être envisagés. Le plus fréquemment, ce sont les modèles PROSPECT et SAIL qui sont couplés, notamment pour effectuer une inversion sur des images satellitaires (Jacquemoud, 1993; Jacquemoud *et al.*, 2006; Verhoef *et al.*, 2007). Le modèle PROSPECT a également été couplé avec les modèles KUUSK, le modèle NADI ainsi que le modèle IAPI (Bacour *et al.*, 2002). Toutefois, le couplage de PROSPECT et SAIL fournit des résultats cohérents au regard des mesures de terrain, et fonctionne suffisamment rapidement pour en envisager l'inversion (Jacquemoud *et al.*, 2000). Le couplage des modèles PROSPECT et SAIL permet d'estimer les variables biophysiques suivantes :

- **LAI** : Quantité de feuille verte par unité de surface. Le LAI est défini comme la moitié de la totalité de l'aire des feuilles (sur une face) par unité de surface (Chen and Black, 1992)
- **fPAR ou fAPAR** : (fraction of Photosynthetically Active Radiation) La fraction du rayonnement électromagnétique visible 400 nm à 700nm absorbée par la végétation pour la photosynthèse
- **Cab** : la concentration en chlorophylle a+b
- **fCOVER** : Fraction de couverture végétale des sols. Correspond à la surface couverte par de la végétation par unité de surface
- **Cdm** : Teneur en matière sèche des végétaux
- **Cw** : Teneur en eau de la végétation
- **B_s** : le facteur de brillance des sols

Les variables biophysiques qui ont un intérêt particulier pour notre étude sont le fCOVER, la brillance des sols, et le LAI.

L'inversion des modèles de transfert radiatif PROSPECT et SAIL permet aussi d'estimer l'ensemble ou une partie des variables servant à estimer les valeurs de réflectance en mode direct.

1.2.2.4. La synthèse d'images

Les méthodes de synthèses d'images ont pour objectif de constituer des images exemptes de nuages et permettent ainsi l'analyse des surfaces terrestres en s'affranchissant des variations de l'atmosphère. Elles sont appliquées aux séries temporelles d'images à basse et moyenne résolution spatiale pour constituer des synthèses d'indices de végétation, des synthèses d'images de réflectance, ainsi que des synthèses de variables biophysiques.

1.2.2.4.1. Appliquée aux indices de végétation

Les premières synthèses d'images permettant d'observer la terre sans couverture nuageuse ont été appliquées à des séries temporelles d'indices de végétation. La méthode la plus connue et la plus couramment utilisée est le « Maximum Value Composite » (MVC) ou synthèse de maximum de NDVI. Sur une période prédéfinie, généralement de 10 jours à 1 mois, la valeur maximum de l'indice de végétation est considérée comme étant la plus représentative de la couverture végétale. Elle est donc retenue dans l'image finale constituant la synthèse.

Si cette méthode présente des avantages certains, elles comportent également des points négatifs :

- la valeur maximum de l'indice de végétation n'est pas forcément la plus représentative, notamment si l'on considère que les ombres de nuages peuvent, dans certaines situations, faire augmenter les valeurs de NDVI,
- les valeurs de l'indice de végétation retenues dans la synthèse finale proviennent de plusieurs scènes satellitales acquises avec des angles de visée et des conditions atmosphériques différents. Ceci crée un effet « patchwork » ou un effet de segmentation qui rend difficile, voire impossible, la détection de changements subtils,
- la valeur maximum de NDVI tend à être sélectionnée parmi des scènes satellitales acquises avec des angles de visée importants.

Ainsi, cette méthode a été améliorée, notamment dans le cadre du programme MODIS, en prenant un second critère en considération : les angles de visée. Cette méthode nommée CV-MVC (Constraint View – Maximum Value Composite) retient dans un premier temps plusieurs valeurs maximum d'indice de végétation et dans un second temps l'image ayant l'angle de visée le plus proche du nadir.

D'autres méthodes de synthèse existent, mais elles sont moins utilisées que le Maximum Value Composite. La méthode BISE (Best Index Slope Extraction) permet d'effectuer des synthèses d'images de NDVI en tenant compte des variations du couvert végétal (Viovy *et al.*, 1992). La méthode BISE élimine des séries temporelles les plus fortes variations de NDVI qui ne sont pas liées à une évolution du couvert végétal. En effet, la couverture végétale ne peut augmenter subitement sur de courtes périodes, la croissance d'un couvert végétal étant progressive dans le temps et dans l'espace. En revanche, les fortes diminutions des valeurs de NDVI peuvent survenir subitement notamment dans le cas d'une récolte. Si ces fortes baisses des valeurs de NDVI sont confirmées par les observations suivantes, elles relatent bien l'évolution de la couverture végétale. Dans le cas contraire, si une baisse subite des valeurs de NDVI survient sans être confirmée par les observations suivantes, la variation de NDVI n'est pas liée à une évolution du couvert végétal. Cette méthode crée également des effets de segmentation sur les images dépendant des conditions d'observation, de la couverture nuageuse.

D'autres méthodes sont utilisées afin de débruiter des séries temporelles de NDVI constituée à partir du MVC. La méthode BISE peut être utilisée à cet effet afin d'éliminer les observations correspondant à des données nuageuses ou des ombres. D'autres filtres sont également utilisés, tels que le filtre de Savitzky-Golay (Chen *et al.*, 2004). Toutefois, ces méthodes permettent de corriger des erreurs présentes dans les séries temporelles plus que de constituer des synthèses d'indice de végétation.

1.2.2.4.2. Appliquée aux valeurs de réflectance

L'utilisation d'indices de végétation limite les investigations à la seule étude des variations du couvert végétal. Le NDVI est l'indice de végétation le plus utilisé pour constituer des séries temporelles à partir d'images basse ou moyenne résolution. Le NDVI est toutefois sensible aux types de sols et aux changements atmosphériques. D'autre part, le NDVI n'est pas une grandeur mesurable au sol, et même s'il est lié à la biomasse verte et au LAI par une relation logarithmique, il ne permet pas d'observer distinctement l'évolution d'un paramètre particulier au sol. Des synthèses d'images de réflectance peuvent être utilisées dans le cadre d'applications beaucoup plus diverses que les synthèses d'indices de végétation.

Les méthodes permettant de constituer des séries temporelles de réflectance sont peu nombreuses. Nous prendrons en exemple les deux méthodes qui sont utilisées pour constituer les synthèses d'images de réflectance des images à moyenne résolution spatiale MERIS et MODIS. Ces méthodes utilisent un masque des nuages et des ombres prédéterminé pour effectuer la synthèse d'images de réflectance sur une période prédéfinie.

La première méthode, utilisée sur des séries temporelles d'images MODIS, consiste à évaluer chaque valeur de réflectance en fonction de la couverture nuageuse et des angles de

visées (Justice *et al.*, 2002; Justice *et al.*, 1998). Sur une période de 8 jours, chaque valeur de réflectance est évaluée, la meilleure observation étant conservée pour la synthèse. Cette méthode est largement dépendante de l'évaluation des valeurs de réflectance. Elle donne des résultats relativement médiocres et peu d'études ont jusqu'à présent utilisé ces types de données (Muukkonen *et al.*, 2007; Wang *et al.*, 2007). L'un des inconvénients majeurs est que la synthèse est composée de pixels provenant de différentes conditions d'acquisition et en conséquence des effets de segmentation apparaissent sur les images. D'autre part, des résidus de nuages sont mis en évidence sur ce type de synthèse.

La seconde méthode, utilisée pour constituer les synthèses d'images de réflectance des images à moyenne résolution spatiale MERIS, consiste d'abord à appliquer des corrections atmosphériques sur les images (Fischer *et al.*, 1991). Ensuite, les nuages et les ombres sont éliminés des images à l'aide d'un masque. Les données sont alors corrigées de la réflectance bidirectionnelle et une moyenne des valeurs de réflectance est effectuée sur une période prédéterminée (Vancutsem *et al.*, 2007). Enfin, les données affectées par un bruit significatif sont éliminées du jeu de données en utilisant une fonction de coût permettant de contraindre le modèle de correction en fonction des effets directionnels (Hagolle *et al.*, 2005). Cette méthode de synthèse limite l'intégration de données nuageuses dans les synthèses. En revanche, elle nécessite un nombre important de données de réflectance et est utilisée pour effectuer des synthèses bimensuelles.

D'autres méthodes sont toutefois appliquées à des séries temporelles journalières d'images de réflectance afin de constituer des synthèses d'images. Les méthodes utilisées varient en fonction de l'objectif de l'étude et du type de variable utilisée pour constituer la série temporelle d'images de synthèse. Par exemple, la température de surface maximum (MaxTS) peut être utilisée pour détecter les surfaces brûlées sur une période prédéfinie (Chuvieco *et al.*, 2005).

1.2.2.4.3. Appliquée aux variables biophysiques

Deux méthodes sont principalement utilisées pour déterminer des synthèses de variables biophysiques. La première consiste à utiliser des synthèses d'images de réflectance à partir desquelles les variables biophysiques sont calculées. La seconde consiste à extraire des variables biophysiques sur chacune des images journalières et effectuer ensuite des synthèses. Les produits CYCLOPES sont issus de synthèses d'images de réflectance du capteur VEGETATION constituées d'après la première méthode, élaborée par Hagolle en 2005 (Baret *et al.*, 2007). Les variables biophysiques délivrées par la NASA à partir des images MODIS sont calculées en appliquant la deuxième méthode (Tian *et al.*, 2000).

D'un point de vue général, les images de synthèses sont composées d'observations acquises dans des conditions très différentes, ce qui crée des effets de segmentation sur les

images, masquant de faibles variations ou en en faisant apparaître là où il n'y en a pas. En outre, des nuages résiduels sont souvent observés sur ces synthèses d'images. Si certaines méthodes permettent d'obtenir des synthèses relativement homogènes et sans couverture nuageuse, les synthèses représentatives de la couverture des sols et ne présentant pas d'artefacts sont composées d'un nombre de scènes satellitaires importants.

1.2.2.5. La détection des changements à partir de séries temporelles

L'intérêt de l'utilisation de séries temporelles d'images d'observation de la terre consiste à suivre l'évolution des surfaces terrestres à différentes échelles temporelles et spatiales. L'objectif des méthodes d'analyse du changement applicable aux séries temporelles d'images satellitaires est principalement d'étudier les variations de la couverture végétale à un pas de temps interannuel ou intra-annuel. Dans cet objectif, les méthodes de détection de changements sont fréquemment appliquées à des séries temporelles d'indicateurs biophysiques plutôt que de réflectance. Les indicateurs biophysiques utilisées sont fréquemment des indices de végétation, à la fois parce que les séries temporelles sont largement répandues sous cette forme mais également afin de simplifier l'information spectrale à une seule dimension. L'objectif de ces méthodes consiste pour l'essentiel à identifier, quantifier les changements des couverts végétaux. Elles ne permettent pas en revanche de caractériser les types de couverture végétale.

1.2.2.5.1. Les métriques temporelles

Les métriques temporelles constituent une méthode de traitement de séries temporelles de NDVI permettant de mettre en évidence la phénologie de la végétation. La phénologie est définie comme l'étude de la chronologie d'événements biologiques récurrents, l'explication des différentes phases de développement d'une ou plusieurs espèces végétales au regard de facteurs anthropiques ou « naturels » (Lieth, 1974). La phénologie, si elle désigne une méthode générale visant l'étude des végétaux, a été adaptée à l'imagerie satellitaire, notamment à travers l'utilisation d'indices de végétation et des métriques temporelles (Goward *et al.*, 1985; Loveland *et al.*, 1991).

Les métriques temporelles développées afin d'identifier la phénologie des végétaux ont été formalisées par Reed *et al.* (1994). Elles permettent notamment, à l'aide d'indices de végétation, de déterminer l'évolution de la « verdure » d'un couvert, le NDVI étant en partie lié à l'évolution de la végétation chlorophyllienne verte. Reed *et al.* (1994) caractérisent le début de la période de croissance des végétaux (onset of greenness) comme la date à laquelle un profil de NDVI est intersecté par ce même profil lissé à l'aide d'une moyenne mobile. D'autres chercheurs définissent un début de saison fondé sur une étude de terrain ou de

manière empirique (White *et al.*, 1997). Une fois le début de la saison déterminé, il est possible de définir d'autres paramètres à mettre en lien avec la phénologie des végétaux :

- la fin de la période de croissance végétale, soit la date à laquelle l'indice de végétation est de nouveau égal à la valeur du début de croissance végétal,
- le maximum de verdure (maximum greenness), correspondant au maximum du profil de NDVI,
- la durée de la saison correspond à la période entre le début et la fin de la saison,
- la période de croissance est identifiée comme la durée entre le début et le maximum de la saison végétative,
- le taux de croissance végétale (Rate of greenup) est la différence entre le début et le maximum de la saison divisée par la durée de la période de croissance.
- l'intégrale des NDVI entre le début et la fin de la saison.

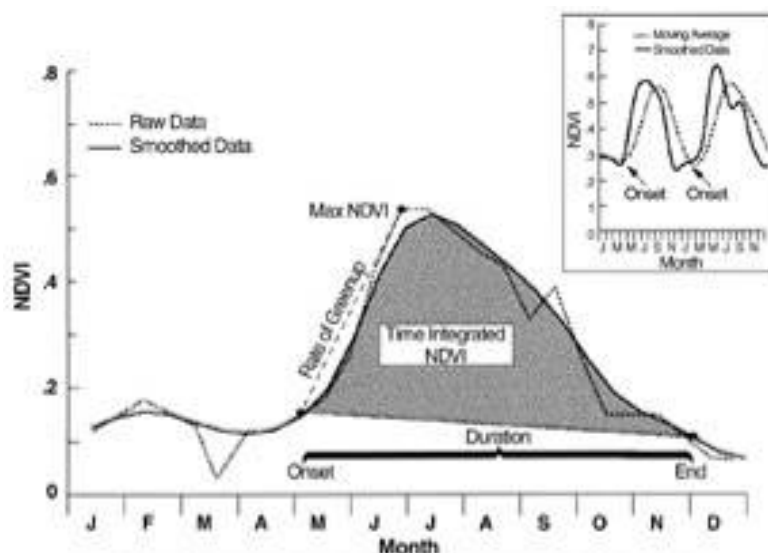


Figure 1-8 - Extraction de la phénologie de la végétation à partir d'un profil de NDVI.
Source : Reed *et al.* (1994)

Les métriques temporelles permettent de mettre en évidence les variations interannuelles et intra-annuelles des couverts végétaux. De manière générale, elles permettent de détecter les changements liés à la variabilité climatique, telles que les variations des températures et des précipitations (Goward *et al.*, 1985; Tucker *et al.*, 1985).

Cette méthode a pour principale limite de ne pas permettre l'identification des types d'occupation et d'utilisation du sol. Une carte de la végétation est donc requise pour analyser ses variations, et tenter d'identifier les facteurs expliquant ces changements (Reed *et al.*, 1994).

1.2.2.5.2. L'analyse en composantes principales

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est une méthode d'analyse statistique multivariée largement utilisée pour détecter des changements à partir de séries temporelles d'images (Eastman *et al.*, 1993; Fung *et al.*, 1987; Singh, 1993; Townshend *et al.*, 1985). Elle est fréquemment appliquée sur des séries temporelles d'indices de végétation en utilisant des analyses en composantes principales normées plutôt qu'une simple ACP (Eklundt *et al.*, 1993). L'intérêt de l'utilisation d'une analyse en composante principale normée est de limiter l'impact du bruit provenant des changements d'angle de visée, et des effets atmosphériques non corrigés. Les changements sont détectés en analysant les corrélations entre les principaux axes de l'ACP et chacune des images de la série. L'objectif est d'identifier des discontinuités temporelles entre les axes de l'ACP et les images. Cette première analyse permet d'identifier les périodes auxquels ont lieu les changements. Par la suite, l'analyse de chacune des composantes principales permet de mettre en évidence spatialement les zones où les changements ont lieu. Cette méthode a pour principal avantage de permettre de s'affranchir du bruit présent sur les synthèses d'images (Henebry *et al.*, 1996). En revanche, elle ne permet pas une quantification précise des changements.

1.2.2.5.3. Les vecteurs multitemporels de changement

Inspirés des vecteurs de changements utilisés pour détecter des changements à partir de deux images acquises à deux dates différentes, les vecteurs multitemporels de changement permettent de mettre en évidence les changements interannuels des couverts végétaux et sont utilisés indifféremment sur des variables biophysiques et des indices de végétation (Arino *et al.*, 2007; Borak *et al.*, 2000; Lambin *et al.*, 1994a; Lupo *et al.*, 2001). De manière générale, cette méthode permet de mettre en évidence des changements de fortes amplitudes ayant lieu au sein de la couverture végétale et définies comme des « hots spots ». Cette méthode a été développée dans le cadre de l'élaboration des produits MODIS par E. Lambin (Lambin *et al.*, 1997; Lambin *et al.*, 1994a; Lambin *et al.*, 1994b).

Les profils sont des vecteurs définis par les valeurs de NDVI à chacune des dates pour une année donnée. Chaque profil annuel représente un vecteur qui peut être écrit sous la forme (Lambin *et al.*, 1994) :

$$p(i, y) = \begin{bmatrix} I(t_1) \\ I(t_2) \\ \dots \\ I(t_{12}) \end{bmatrix}$$

Équation 1-3

où $p(i, y)$ est le vecteur multitemporel du pixel i pour l'année y
 I est la valeur de l'indice du pixel i pour le mois t

Chaque profil de NDVI annuel est ainsi comparé au vecteur annuel de référence pour déterminer les changements. Le vecteur de référence peut correspondre à une année de référence, un profil moyen sur plusieurs années ou le profil de l'année précédente.

Pour quantifier le changement, on extrait la magnitude, qui correspond à la somme au carré des distances entre le profil de l'année considéré et le profil de l'année de référence (Ehrlich *et al.*, 1996; Lambin *et al.*, 1994) :

$$d^2 = \left[\sum_{i=1}^n (I_a - I_{ref})^2 \right]$$

Équation 1-4

où I_a et I_{ref} sont les valeurs de l'indice I respectivement pour l'année considérée et l'année de référence
et i correspond à chaque observation.

Pour qualifier le changement, on détermine la direction de celui-ci à l'aide d'une Analyse en Composantes Principales (ACP) effectuée sur des images de différence entre le NDVI de l'année considérée et de celui de l'année de référence. La matrice de corrélation obtenue permet d'identifier les dates auxquelles les changements s'opèrent (Ehrlich *et al.*, 1996; Lambin *et al.*, 1994b).

Les vecteurs multitemporels rendent compte de la variabilité interannuelle et intra-annuelle des couverts végétaux. Ehrlich et Lambin (1997) soulignent toutefois que la qualité des données (angles zénithaux, couverture nuageuse...) est parfois plus facilement mise en évidence que les changements d'occupation et d'utilisation du sol eux-mêmes. Cependant, l'ACP, utilisée pour déterminer la direction, permet d'isoler des changements dus aux conditions atmosphériques ou aux différences d'angles zénithaux. Cette méthode, toujours d'après E. Lambin (1994a) permettrait de détecter des changements subtils.

1.2.2.6. Méthodes de classification de séries temporelles

Les méthodes de détection du changement exposées dans la partie précédente ne permettent pas de caractériser l'occupation et l'utilisation du sol mais seulement d'identifier des changements ayant lieu au niveau de la couverture végétale. La détermination de l'occupation et de l'utilisation du sol nécessite l'application de méthodes de classifications. Parmi les méthodes appliquées sur des séries multitemporelles d'images de télédétection, on peut distinguer les méthodes non supervisées et les méthodes supervisées.

Les nuées dynamiques, méthode de classification non supervisée, ont été appliquées à plusieurs reprises à des séries temporelles de NDVI, de réflectance ou de variables biophysiques dérivées d'images à basse résolution spatiale pour identifier l'occupation et

l'utilisation du sol. Plus particulièrement, les techniques appelées k-means ou ISODATA sont utilisées : la première permet de spécifier le nombre de classe à déterminer (Chen *et al.*, 2000; Han *et al.*, 2004; Jeanjean *et al.*, 2000; Louahala *et al.*, 1991), tandis que la seconde détermine automatiquement le nombre de classes (Bartalev *et al.*, 2003; Bartholomé *et al.*, 2005; Latifovic *et al.*, 2004; Loveland *et al.*, 1999; Mayaux *et al.*, 2004). L'avantage des classifications non supervisées consiste à classer des séries d'images sans connaissances *a priori*. Les classes obtenues sont ensuite agrégées pour identifier les types d'occupation et d'utilisation du sol en fonction d'une nomenclature de référence.

Différentes méthodes de classifications supervisées ont été appliquées à des séries temporelles d'images de réflectance, d'indices de végétation ou de variables biophysiques. La nomenclature est dans ce cas préalablement déterminée par l'utilisateur. Les plus fréquemment utilisées sont :

- des méthodes de démixage (Settle *et al.*, 1993; Shimabukuro *et al.*, 1991),
- des classifications par maximum de vraisemblance (Eerens *et al.*, 2000),
- des vecteurs machines (Carrão *et al.*, 2008; Wagstaff *et al.*, 2006),
- des réseaux neuronaux (Friedl *et al.*, 2002),
- des arbres décisionnels (Doraiswamy *et al.*, 2007; Friedl *et al.*, 2002; Hansen *et al.*, 2002; Wardlow *et al.*, 2008),
- des classifications utilisant les transformées de Fourier (Evans *et al.*, 2006; Geerken *et al.*, 2005; Lhermitte *et al.*, 2008).

La démarche supervisée nécessite l'identification d'échantillons à partir de données de référence. En paysage fragmenté et avec des images de télédétection à moyenne résolution spatiale, cette étape est la plus critique, l'identification d'échantillons « purs », représentatifs d'un type d'occupation et d'utilisation du sol seulement, étant rendue difficile par la mixité de chacun des pixels. Fréquemment, les échantillons sont identifiés à l'aide d'images à haute résolution spatiale ou par rapport à une réalité terrain.

1.2.2.7. Validation des classifications et des changements détectés

De manière générale, les études de changement d'occupation et d'utilisation des sols effectuées à partir de séries temporelles de télédétection le sont à l'échelle globale. Se pose alors le problème de la validation des changements détectés, qui est difficile à résoudre à cause d'une part du manque d'informations disponibles sur l'occupation et l'utilisation du sol à petite échelle et d'autre part du saut d'échelle à effectuer entre les classifications à petite échelle et les informations disponibles à l'échelle locale (Bartholomé *et al.*, 2005; Loveland *et al.*, 2000). Des données disponibles à l'échelle locale sont couramment employées pour valider l'information à l'échelle régionale ou globale. Les études effectuées à l'échelle locale sont couramment validées par des campagnes de terrain contrairement aux données

disponibles à l'échelle globale ou une validation de terrain est rendue difficile. Les données disponibles à grande échelle sont donc utilisées pour valider l'information acquise à l'échelle globale, une extrapolation des résultats obtenus étant effectuée (Baret *et al.*, 2006; Garrigues *et al.*, 2008; Morisette *et al.*, 2006).

Les classifications de l'occupation et l'utilisation du sol à petite échelle couvrent de larges zones. Des informations sont généralement disponibles à l'échelle locale, notamment des classifications dérivées d'images de télédétection à haute résolution spatiale elles-mêmes validées à partir d'observations de terrain. Deux problèmes se posent alors pour valider les premières avec les secondes :

- les nomenclatures ne sont pas identiques, suivant que l'on considère les classifications à petite échelle ou à l'échelle locale,
- le saut d'échelle à effectuer entre l'échelle locale et la petite échelle est généralement trop important pour en déduire une relation entre le local et le global. Les données doivent être agrégées afin de les rendre comparables. La méthode d'agrégation des données constitue donc le principal problème posé pour effectuer des validations.

Si les nomenclatures peuvent être modifiées afin d'effectuer des comparaisons entre l'échelle locale et la petite échelle, la principale difficulté tient essentiellement dans le choix de la méthode d'agrégation des données disponibles à l'échelle locale pour valider les données à l'échelle régionale ou globale. Les méthodes d'agrégation dépendent du type de données disponibles à l'échelle locale : quantitatives ou qualitatives.

1.2.2.7.1. Les méthodes de changement d'échelle appliquées aux données quantitatives

L'agrégation de données quantitatives s'effectue de manière générale en effectuant une moyenne de l'ensemble des valeurs associées aux entités spatiales sous-jacentes à l'entité spatiale d'agrégation.

Les valeurs absolues sont agrégées en effectuant la somme de l'ensemble des valeurs de chaque entité spatiale à grande échelle. Pour des données quantitatives en valeur absolue, l'agrégation ne pose que très peu de problèmes. Les valeurs relatives sont, quant à elles, agrégées en effectuant la moyenne arithmétique des valeurs associées à chaque entité spatiale sous-jacente à l'entité spatiale d'agrégation. Toutefois, dans certaines situations, les entités spatiales sous-jacentes n'ont pas le même poids au sein de l'entité spatiale d'agrégation (Fotheringham *et al.*, 2001). Dans ce cas, il est préférable d'effectuer une moyenne pondérée afin d'agréger les données.

Concernant les données de télédétection et plus particulièrement les données quantitatives telles que des valeurs de réflectance ou des variables biophysiques, les deux méthodes présentées ci-dessus sont utilisées (Marceau *et al.*, 1994a; Marceau *et al.*, 1994b).

La moyenne est une méthode simple à appliquer et couramment employée pour agréger des valeurs de réflectance, de NDVI. Toutefois, une simple moyenne, dans le cas de la comparaison de données de télédétection multi-échelles ne tient pas compte des caractéristiques techniques des capteurs utilisés et plus particulièrement de la fonction d'étalement de point qui permet de définir la fonction de transfert de modulation. La fonction d'étalement de point définit la manière dont le capteur enregistre les données sur le plan spatial (Cracknell, 1998). Un capteur n'enregistre pas des données sur une surface correspondant exactement au pixel de l'image. La surface enregistrée est de forme circulaire pour des observations au nadir et devient ovoïde lorsque l'on s'éloigne du nadir. La fonction d'étalement de point fait que le capteur n'enregistre pas les données uniformément sur cette surface circulaire mais présente généralement une réponse gaussienne (Forster, 1985; Townshend, 1981).

La seconde méthode d'agrégation employée en télédétection consiste à utiliser une moyenne pondérée tenant compte de la fonction d'étalement de point (Baret *et al.*, 2006; Garrigues *et al.*, 2008; Morissette *et al.*, 2006). Les pixels sous-jacents au pixel basse résolution sont pondérés par la valeur de la fonction de transfert de modulation. Cette méthode est largement utilisée pour simuler des images de différents capteurs. Elle peut également être utilisée pour valider les images basse résolution par rapport aux images haute résolution.

1.2.2.7.2. Les méthodes de changement d'échelle appliquées aux données qualitatives

L'agrégation de données qualitatives nécessite l'utilisation d'autres méthodes. Les données qualitatives ordinales peuvent être distinguées des données qualitatives nominales ou non ordonnées.

Dans le cas de données qualitatives ordinales, la médiane de la distribution, définie par l'ensemble des entités spatiales sous-jacentes à l'entité spatiale d'agrégation, est couramment utilisée. Concernant l'agrégation de données qualitatives nominales ou non ordonnées, seul le mode permet de redéfinir la valeur de l'entité spatiale d'agrégation (Puech, 2000).

Les cartes d'occupation et d'utilisation du sol présentent des caractères qualitatifs nominaux qu'il convient d'agréger à petite échelle. Le mode est donc largement utilisé pour agréger des cartes d'occupation et d'utilisation du sol à petite échelle. L'utilisation du mode présente toutefois des inconvénients majeurs. Agréger des données spatiales à l'aide de cette méthode ne permet pas de rendre compte de l'hétérogénéité du paysage. En effet, seule la

classe majoritaire est conservée, sans prendre en considération les autres classes qui peuvent être fortement représentées au sein de l'entité spatiale d'arrivée. Ainsi cette méthode a tendance à lisser le paysage, surtout pour des paysages hétérogènes (Marceau *et al.*, 1994a; Marceau *et al.*, 1994b).

Si l'agrégation de données quantitatives limite la distorsion entre des données enregistrées à l'échelle locale et des données acquises à petite échelle, l'agrégation de données qualitatives entraîne une simplification de l'information (Garrigues, 2004).

Synthèse : Les outils et les méthodes de suivi de l'occupation et de l'utilisation des sols

Le suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol à une échelle régionale dépend du type de données utilisées et des méthodes appliquées pour identifier et caractériser les changements qui se sont produits.

Les données disponibles pour cartographier l'occupation et l'utilisation du sol sont nombreuses mais montrent chacune des limites tant du point de vue spatial que temporel pour effectuer des suivis détaillés de l'occupation et de l'utilisation du sol. Les enquêtes et les statistiques agricoles disponibles permettent d'effectuer des inventaires de l'occupation et de l'utilisation. Toutefois, ces inventaires, conçus pour une exploitation à l'échelle nationale ou européenne, montrent des lacunes -un manque de précision spatiale, ou une absence de remise à jour régulière-, limitant les possibilités d'effectuer un suivi détaillé de la dynamique de la végétation et de l'usage des terres agricoles.

Les images satellites sont largement utilisées pour cartographier l'occupation et l'utilisation du sol ou identifier la dynamique des végétaux. Les images de télédétection à haute et très haute résolution spatiale permettent de réaliser des inventaires de l'occupation et de l'utilisation des sols très précis, mais présentent deux inconvénients majeurs : des mises à jour peu fréquentes et une couverture spatiale réduite. Les séries temporelles d'images à basse résolution spatiale possède un pas d'échantillonnage temporel journalier, permettent une couverture globale, mais ont une résolution spatiale faible, incompatible avec un suivi de l'usage des sols en paysage fragmenté. A cet égard, les séries temporelles d'images à moyenne résolution spatiale offrent une alternative intéressante, avec une très bonne répétitivité, une bonne couverture spatiale (supra-régionale) ainsi qu'une échelle spatiale correcte, permettant d'envisager de mettre en évidence, à l'échelle régionale, des îlots de parcelles agricoles présentant des similitudes d'usage. Les séries d'images à moyenne résolution spatiale actuellement disponibles, acquises par les capteurs MODIS et MERIS, ont été utilisées, pour l'essentiel, afin de mettre en évidence l'évolution de la végétation à une échelle globale ou au moins continentale. Elles ont été encore très peu exploitées pour effectuer des suivis à l'échelle régionale.

Un certain nombre de méthodes permettent de traiter les séries temporelles d'images de télédétection à moyenne résolution.

Plusieurs méthodes permettent de suivre la couverture végétale, parmi lesquelles les indices de végétation et plus récemment les modèles de transfert radiatif des couverts couplés

à des modèles de transfert radiatif des feuilles. L'utilisation de ces modèles, qui est fondée sur une relation physique entre le rayonnement électromagnétique et les valeurs de réflectance enregistrées par le capteur, apparaissent plus robuste que l'utilisation d'indices de végétation. Ils présentent l'avantage de permettre la quantification des différents paramètres de surfaces qui modifient le signal et d'estimer des quantités physiques mesurables en fonction de la réflectance des couverts. Ainsi, l'estimation du taux de couverture du sol par la végétation à partir d'un modèle de transfert radiatif est généralisable. Il est nécessaire, pour modéliser la végétation en prenant en considération l'ensemble des éléments de la surface terrestre, de coupler un modèle de transfert radiatif des feuilles avec un modèle de transfert radiatif des couverts. Plusieurs couplages de modèles peuvent être envisagés, mais celui des modèles PROSPECT et SAIL permet d'effectuer une inversion sur des images satellitaires. Le couplage des modèles PROSPECT et SAIL permet d'estimer l'ensemble des variables biophysiques servant à estimer les valeurs de réflectance en mode direct.

Les méthodes de synthèses d'images ont pour objectif de constituer des images exemptes de nuages et permettent ainsi l'analyse des surfaces terrestres en s'affranchissant des variations de l'atmosphère. Plusieurs méthodes sont couramment appliquées aux séries temporelles d'images à basse et moyenne résolution spatiale pour constituer des synthèses d'indices de végétation, des synthèses d'images de réflectance, ainsi que des synthèses de variables biophysiques. D'un point de vue général, les méthodes de synthèses sont composées d'observations acquises dans des conditions très différentes, ce qui crée des effets de segmentation sur les images, masque de faibles variations ou en fait apparaître là où il n'y en a pas. En outre, des nuages résiduels sont souvent observés sur ces synthèses d'images. Si certaines méthodes permettent d'obtenir des synthèses relativement homogènes et sans couverture nuageuse, les synthèses représentatives de la couverture des sols et ne présentant pas d'artefacts nécessitent souvent un nombre de scènes satellitaires important.

Les méthodes de détection du changement adaptées aux séries temporelles d'images satellitaires sont appliquées afin d'étudier les variations de la couverture végétale à un pas de temps interannuel ou intra-annuel. Les métriques temporelles constituent une méthode de traitement de séries temporelles permettant de mettre en évidence les variations interannuelles des couverts végétaux. De manière générale, elles sont utilisées pour détecter les changements liés à la variabilité climatique, telles que les variations des températures et des précipitations. Les analyses en composantes principales, les vecteurs multitemporels, permettent de détecter des changements et d'évaluer leur amplitude sans toutefois les identifier. Enfin, différentes méthodes de classification supervisée ou non peuvent être appliquées à des séries temporelles d'images de réflectance, d'indices de végétation ou de variables biophysiques. Dans le cas des classifications supervisées, le problème majeur est lié à la résolution spatiale des données

qui rend difficile la sélection d'échantillons de signatures spectrales « pures ».

Quelle que soit la méthode utilisée pour détecter les changements à partir de séries temporelles d'images à moyenne résolution spatiale, le problème de la validation des changements détectés se pose. Il est difficile à résoudre à cause d'une part du manque d'informations disponibles sur l'occupation et l'utilisation du sol à petite échelle et d'autre part du saut d'échelle à effectuer entre les classifications à petite échelle et les informations disponibles à l'échelle locale. La validation peut s'effectuer par une agrégation des informations existant à l'échelle locale, selon des méthodes qui diffèrent en fonction de la nature des informations, quantitatives ou qualitatives. Dans le cas d'informations quantitatives, les données sont agrégées soit par une simple moyenne pondérée ou pas, soit par une moyenne pondérée tenant compte de la fonction d'étalement de point du capteur considéré. Dans le cas d'informations qualitatives, les données sont agrégées en utilisant leur médiane.

CONCLUSION DE LA PREMIERE PARTIE

Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation du sol en région agricole intensive apparaît aujourd'hui comme un enjeu important, en particulier sur le plan environnemental. L'analyse de ces changements pourrait permettre d'en distinguer l'origine, anthropique et/ou climatique, et, le cas échéant, de modifier les pratiques agricoles qui sont à l'origine de la dégradation des milieux et des ressources.

L'observation des changements, si elle a été pour l'essentiel effectuée à l'échelle globale et à l'échelle locale, n'a que rarement fait l'objet d'études à l'échelle régionale. Or cette échelle intermédiaire présente l'intérêt d'établir le lien avec les deux précédentes, en permettant de valider les informations dérivées de données à une échelle globale et d'extrapoler les informations dérivées de données à une échelle locale. En outre, cette « méso-échelle » peut être considérée aussi comme le niveau d'observation privilégié : de plus en plus d'actions sont entreprises à cette échelle, en générant des changements d'usage des terres qui sont aussi *a priori* détectables à cette échelle.

Un suivi détaillé et actualisé des changements ne peut être effectué à l'aide d'enquêtes et de données statistiques préexistantes, dont l'objectif principal est d'établir des inventaires de l'usage des sols à l'échelle nationale ou européenne. Il apparaît donc nécessaire d'avoir recours à l'imagerie satellitale. Toutefois, les données de télédétection disponibles jusqu'en 2000 n'étaient pas adaptées pour identifier des changements d'usage des sols à l'échelle régionale dans le cas de paysages agricoles fragmentés. Depuis quelques années, les séries temporelles d'images de capteurs à moyenne résolution permettent de l'envisager. Un certain nombre de méthodes existent pour traiter ces séries afin d'en extraire l'information utile sur les changements intra et interannuels d'usage des sols qui ont un impact important sur le plan environnemental. Toutefois, ces méthodes présentent un certain nombre de limites qui aboutissent d'une part à lisser les variations de la végétation ou au contraire à les exagérer et d'autre part à créer des effets de segmentation, des artéfacts sur des séries d'images, ou à y laisser une partie des nuages et ombres portées présentes sur les images d'origine.

Ainsi, il apparaît nécessaire de développer ou d'adapter des méthodes de traitements d'images afin d'identifier correctement les changements intra et interannuels d'occupation et d'utilisation des sols à partir des séries temporelles d'images à moyenne résolution spatiale MODIS.

**Partie 2 : Méthodes de traitement des données
pour la détection des changements
d'occupation et d'utilisation du sol à l'échelle
régionale**

SOMMAIRE

CHAPITRE 2.1. SITE D'ETUDE ET DONNEES	83
2.1.1. Le site d'étude.....	83
2.1.2. Les données	92
Synthèse : Le site d'étude et les données.....	105
CHAPITRE 2.2. PRETRAITEMENT DES SERIES TEMPORELLES D'IMAGES MOYENNE RESOLUTION	107
2.2.1. Prétraitements atmosphériques et géométriques	107
2.2.2. Reconstruction des séries temporelles	114
2.2.3. Amélioration du contenu radiométrique et de la résolution spatiale des images	125
2.2.4. Extrapolation des séries temporelles de réflectance.....	126
Synthèse : Les prétraitements des séries temporelles d'images à moyenne résolution.....	129
CHAPITRE 2.3. TRAITEMENT DES SERIES TEMPORELLES	131
2.3.1. Détermination de variables biophysiques	131
2.3.2. L'extraction de métriques temporelles.....	141
2.3.3. Classification des données	144
2.3.4. Extraction de profil moyens de variables biophysiques.....	152
Synthèse : Traitement des séries temporelles	153
CHAPITRE 2.4. METHODE DE VALIDATION DES DONNEES TRAITEES	155
2.4.1. Traitement des données de télédétection haute résolution	156
2.4.2. Validation des séries temporelles reconstituées	161
2.4.3. Les classifications	163
2.4.4. Distinction des facteurs climatiques de changement.....	166
Synthèse : Méthode de validation des données traitées	169
CONCLUSION DE LA DEUXIEME PARTIE	171

INTRODUCTION

Cette deuxième partie expose la méthodologie développée et/ou appliquée dans l'objectif d'observer les dynamiques spatio-temporelles de changements d'occupation et d'utilisation du sol en Bretagne sur la période 2000-2008 à partir des images à moyenne résolution spatiale EOS/MODIS, tant sur le plan qualitatif que sur le plan quantitatif.

Le premier chapitre décrit le site d'étude ainsi que les différentes données utilisées pour détecter les changements à étudier et les valider. Ainsi, les principales caractéristiques de la Bretagne, région agricole intensive de la France de l'Ouest au paysage bocager fragmenté, sont d'abord présentées. L'ensemble des données utilisées, comprenant les séries d'images de télédétection moyenne et haute résolution, les données statistiques et de mesures au sol (recensements de l'occupation des sols, statistiques agricoles, données climatiques), sont ensuite inventoriées et analysées.

Le deuxième chapitre focalise sur les prétraitements des données moyenne résolution MODIS qui visent à obtenir des séries d'images normalisées et géoréférencées. Il comprend trois phases principales : les corrections atmosphériques et géométriques, la reconstruction des images par le masquage des données aberrantes et l'estimation des données manquantes, l'interpolation et le lissage des données multitemporelles. Une quatrième phase de prétraitement a été appliquée pour extrapoler les séries temporelles afin d'améliorer les traitements ultérieurs des séries d'images. Ces phases de prétraitement conditionnent fortement la qualité des résultats finaux et peuvent entraîner, si elles sont mal effectuées, des erreurs de surestimation ou de sous-estimation des changements, tant sur le plan de leur existence et de leur intensité, que de leur localisation.

Le troisième chapitre expose le traitement des séries temporelles après reconstruction, qui vise à extraire les informations relatives aux changements. Il comprend d'une part l'application des modèles de transfert radiatif PROSPECT et SAIL, dont l'objectif est de dériver des variables biophysiques à méso-échelle sur le territoire régional, et d'autre part la mise en œuvre de deux types de méthodes de détection des changements sur ces variables biophysiques : les classifications qui permettent de déterminer et localiser les changements d'occupation et d'utilisation des sols, et les métriques temporelles qui servent à caractériser finement la phénologie de la végétation. Enfin, la dernière partie de ce chapitre est consacrée aux méthodes employées pour valider les résultats obtenus, tant au niveau des prétraitements que des traitements des images.

Toute la chaîne de prétraitements et de traitements de la série multitemporelle d'images EOS/MODIS est mise en œuvre dans l'objectif de détecter des changements au sein de paysages agricoles fragmentés en petits objets : elle doit donc être reproductible et être applicable sur d'autres régions ayant des caractéristiques similaires.

Chapitre 2.1. Site d'étude et données

La Bretagne est une des grandes régions agricoles intensives européennes, comme on peut en rencontrer au Danemark ou aux Pays-Bas. Son paysage agricole se distingue cependant par une structure parcellaire très fragmentée et une nébulosité typique du climat océanique. Ces caractéristiques apparaissent comme des contraintes fortes pour le suivi de l'évolution de la végétation ainsi que des changements d'occupation et d'utilisation des sols à partir de séries multitemporelles de données de télédétection.

2.1.1. Le site d'étude

Les principales caractéristiques du site d'étude, la Bretagne, sont décrites dans cette partie de façon à mettre en évidence les contraintes qu'elles génèrent pour un suivi de la végétation et des changements d'occupation et d'utilisation des sols à partir de séries temporelles d'images de télédétection à moyenne résolution.

2.1.1.1. Un climat océanique avec une forte variabilité climatique interannuelle

La Bretagne est une région côtière de l'Atlantique nord-est sous l'influence d'un climat tempéré océanique caractérisé par des températures douces, une faible amplitude thermique annuelle et des précipitations relativement fréquentes. Les caractéristiques du climat sont d'ailleurs favorables à l'agriculture, le gel étant relativement peu fréquent et l'alimentation en eau relativement constante sur l'ensemble de l'année (Dubreuil *et al.*, 1997).

Cette apparente uniformité cache cependant des contrastes, tant sur le plan spatial que temporel. Sur le littoral, les hivers sont plus doux et les étés plus ensoleillés qu'à l'intérieur des terres. Le relief explique en grande partie la répartition des précipitations avec des précipitations atteignant 1500mm pour les régions plus élevées comme les Monts d'Arrée. Le sud-est de l'Ille et Vilaine reçoit quant à lui des précipitations moyennes annuelles approchant les 650 mm par an. Plus on se dirige vers le sud-est de la Bretagne, plus les précipitations diminuent. La variabilité interannuelle du climat breton est également élevée. Dans les douze dernières années, on peut citer les inondations des hivers 1987-1988, 1995 et 2000-2001 ou les ouragans de 1987 et 1999. La douceur générale du climat et la forte pluviométrie de ces dernières années ne doivent pas occulter les hivers très rigoureux des années 1985-1986 et 2001 ou les canicules de 1996 et 2003 (Dubreuil, 1994; Dubreuil *et al.*, 2004; Dubreuil *et al.*, 2005; Planchon, 2000; Planchon *et al.*, 2007).

Localement, les changements d'occupation et d'utilisation du sol peuvent avoir un impact sur le climat. Les surfaces urbanisées contribuent à accumuler de la chaleur et à

augmenter localement les températures ; les changements de couverture des sols influencent les températures en modifiant le bilan radiatif des surfaces, ce qui est également mis en évidence pour des paysages agricoles (Barnes *et al.*, 2008; Hale *et al.*, 2006; Quénol *et al.*, 2006).

La variabilité interannuelle du climat, quelles que soient ses causes, entraîne des modifications des pratiques agricoles. La variabilité climatique a dans un premier temps un impact sur les rendements des différentes productions agricoles (Supit, 1997). Elle implique par la suite une adaptation du type de productions agricoles à la variation de ces rendements (Olesen *et al.*, 2002).

L'étude du suivi de la végétation ou des changements intervenant au niveau de l'occupation et l'utilisation des sols à partir d'images de télédétection est contrainte par le climat en Bretagne, en raison de la fréquence de la présence d'une couverture nuageuse. Sur la période 2000-2008, la durée totale d'insolation annuelle ne dépasse pas 1500 heures dans des secteurs comme le nord-Finistère et 1800 heures dans le sud de l'Ille et Vilaine. Toutefois, les données à moyenne résolution spatiale présentent l'avantage d'être acquises avec une répétitivité quotidienne, ce qui offre la possibilité de pouvoir disposer d'un nombre d'images sans nuages et ombres portées suffisant pour réaliser ce suivi.

2.1.1.2. Un paysage fragmenté

D'un point de vue paysager, la Bretagne est une région de bocages. Avant l'intensification de l'agriculture, c'est-à-dire avant les années 1960-1970 et les grandes opérations de remembrement, le bocage était présent sur quasiment tout le territoire régional (Canévet, 1992; Flatrès, 1986; Marguerie *et al.*, 2003; Meynier, 1976). Le remembrement a surtout affecté les secteurs les plus intensivement cultivés correspondant au Bassin de Châteaulin, aux pays de Pontivy, de Loudéac, de Baud et le long d'une diagonale allant de Rennes à Lannion. Les zones granitiques comme le Massif du Quintin ont, quant à elles, été relativement bien conservées. Les opérations de remembrement, qu'elles soient collectives ou individuelles, se sont traduites par un arasement des haies et des talus. D'après Hubert-Moy (2004), la densité bocagère est passée de 160m/ha en 1950 à 60 m/ha en 2000. L'arasement des haies s'est également traduit par une augmentation de la taille du parcellaire. Par exemple, la taille moyenne des parcelles sur trois secteurs agricoles représentatifs du 2^{ème} bassin versant breton en taille, le Blavet, atteignait en moyenne 1,6 ha en 2000 contre 0,55 ha en 1950 (Houet, 2006). Toutefois, malgré ces restructurations foncières, les parcelles restent de dimension réduite, comparativement à celles des régions agricoles d'openfield françaises ou européennes.

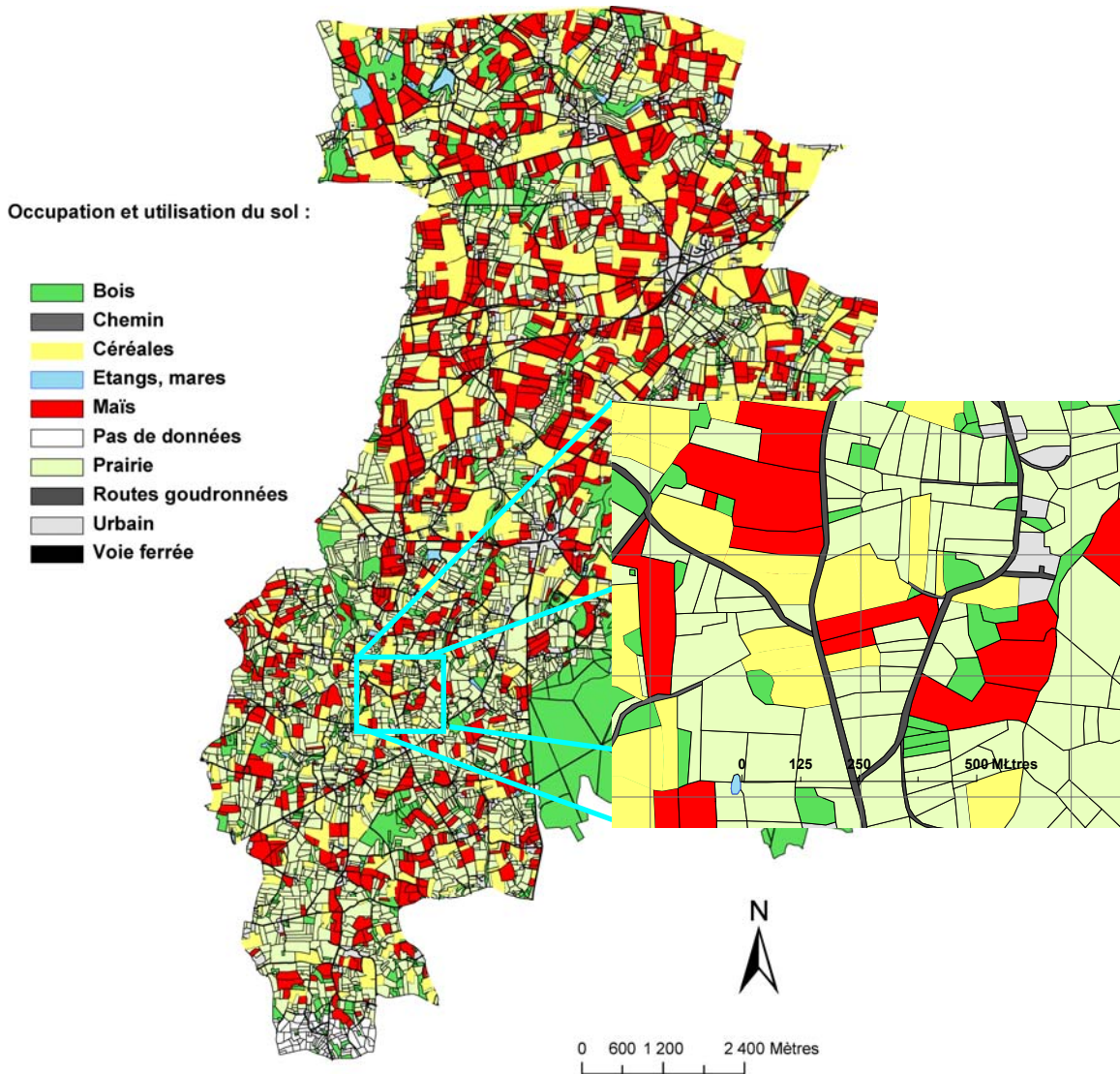


Figure 2-1 – Le bassin versant de Pleines-Fougères, un exemple de paysage fragmenté

Le paysage est fragmenté en petites parcelles, ce qui rend difficile la détection de l'occupation et de l'utilisation du sol avec des outils de télédétection à basse résolution kilométrique, un pixel basse résolution kilométrique couvrant une surface de 100 ha (Lecerf, 2003). Un pixel à 250 m de résolution spatiale couvre quant à lui 6,25 ha, ce qui ne semble pas non plus suffisant pour déterminer des changements d'occupation et d'utilisation du sol à l'échelle de la parcelle (Figure 2-1). En conséquence, en Bretagne, l'analyse de ces derniers à partir d'images de télédétection à moyenne résolution spatiale doit s'effectuer préférentiellement à l'échelle d'ensembles ou d'îlots parcellaire, et non à l'échelle de la parcelle agricole.

2.1.1.3. Une région agricole intensive

La Bretagne est une région où l'utilisation du sol est principalement vouée à l'agriculture. Plus de 60% du territoire, soit 16852 km² pour une surface totale de 28087 km², est utilisé pour les cultures et l'élevage. Durant les années 1960 et 1970, notamment sous

l'impulsion des syndicats agricoles et encouragée par le contexte politique, social et économique, une agriculture de type intensif a succédé à un système de polyculture familiale qui dominait alors largement le paysage agricole breton. Depuis, l'agriculture s'est essentiellement tournée vers l'élevage bovin et porcin avec une forte intensification des systèmes de production agricole (Canévet, 1992). La Bretagne est notamment une des premières régions française pour l'élevage de porcs et de bovins pour la production de lait, ce type d'élevage nécessitant d'importantes surfaces fourragères, notamment en maïs. Les cultures, qui sont pour la plupart pratiquées de manière intensive, entraînent des problèmes environnementaux, tels que la dégradation de la qualité de l'eau et des sols, ce qui explique que l'enjeu du suivi d'indicateurs de la répartition intra et interannuelle de la végétation et de l'occupation des sols soit très fort en Bretagne.

2.1.1.3.1. L'orientation technico-économique des exploitations

L'analyse de la classification des exploitations en OTEX (Orientation Technico-Economique des eXploitations) effectuée en 2005 par le SCEES (Service Central des Enquêtes et Etudes Statistiques) à partir d'une enquête réalisée à l'échelle régionale sur la structure des exploitations agricoles, montre une assez grande diversité des types d'exploitations (Figure 2-2) : plus de 30% des exploitations professionnelles se consacrent à l'élevage bovin laitier et 20 % à l'élevage d'autres herbivores (chèvres, moutons.....). On retrouve ensuite les autres cultures (15 %), les autres orientations (12%), les autres élevages de granivores (7%), l'élevage de porcs (6%), les cultures légumières et le maraîchage (5%) et enfin les élevages de volailles (4%). Si l'on considère les exploitations non-professionnelles, c'est-à-dire qui sont tenues par des actifs non répertoriés comme agriculteurs, l'essentiel de celles-ci correspondent à l'élevage d'autres herbivores, les autres cultures et les autres orientations.

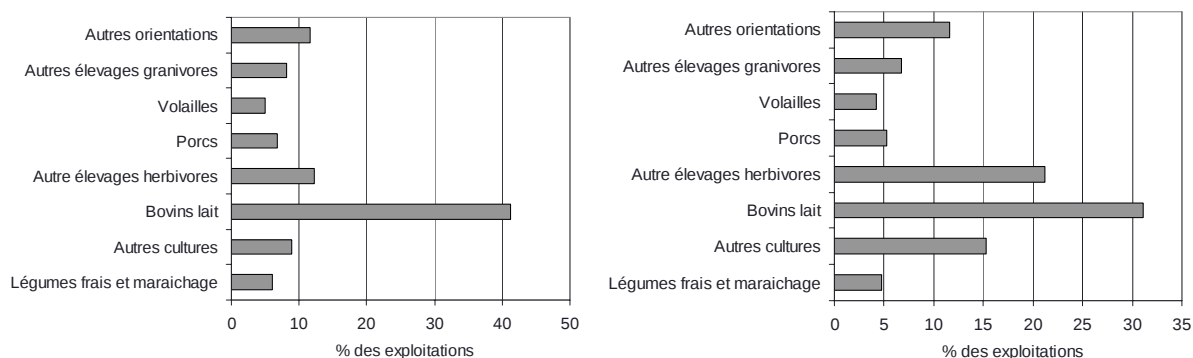


Figure 2-2 – Répartition des exploitations en fonction de la classification en OTEX pour l'année 2005
(Source : SCEES, Enquête sur la structure des exploitations agricoles en 2005). A gauche : exploitations professionnelles, A droite : ensemble des exploitations

De par le type de productions, l'agriculture bretonne est fortement dépendante des industries agro-alimentaires, puisque l'essentiel des productions sont destinées à être transformées.

2.1.1.3.2. Les principales cultures

La part des cultures dans l'agriculture bretonne est présentée ici à travers l'analyse de l'enquête annuelle du SCEES réalisée pour l'année 2005. La répartition de la SAU (Surface Agricole Utile), exposée dans la figure 2-3, montre que l'essentiel de celle-ci est composée de terres arables, les prairies dites « permanentes » n'occupant en 2005 que 8% de la SAU régionale. Ces mêmes terres arables se décomposent en céréales, fourrages annuels et prairies temporaires et artificielles (Figure 2-4).

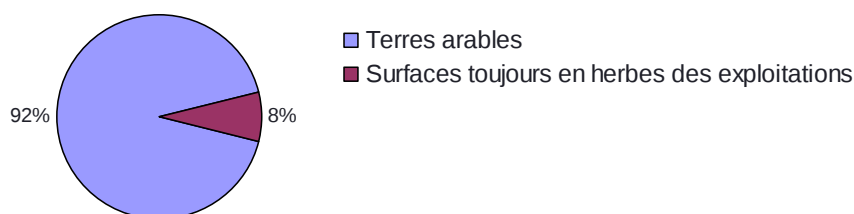


Figure 2-3 - Part des terres arables au sein de la SAU régionale en 2005
(Source : Agreste, Statistiques Agricoles Annuelles)

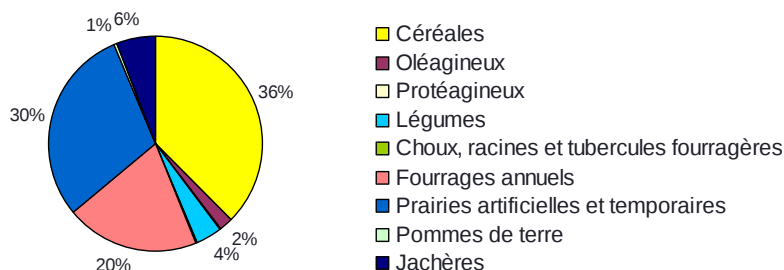


Figure 2-4 - Répartition des différentes cultures au sein des terres arables en 2005
(Source : Agreste, Statistiques Agricoles Annuelles)

Les cultures céréalières, qui représentent 34 % de la SAU en 2005, sont essentiellement composées de blé et de maïs grain (Figure 2-5). Les surfaces céréalières, bien que dominées par les cultures de blés et de maïs, sont également cultivées en triticale et en orge.

Les surfaces fourragères annuelles comprennent, quant à elles, pour l'essentiel des maïs fourragers ou maïs à ensilage. Au total, les maïs occupent donc une part de la SAU considérable, 26 % pour l'année 2005.

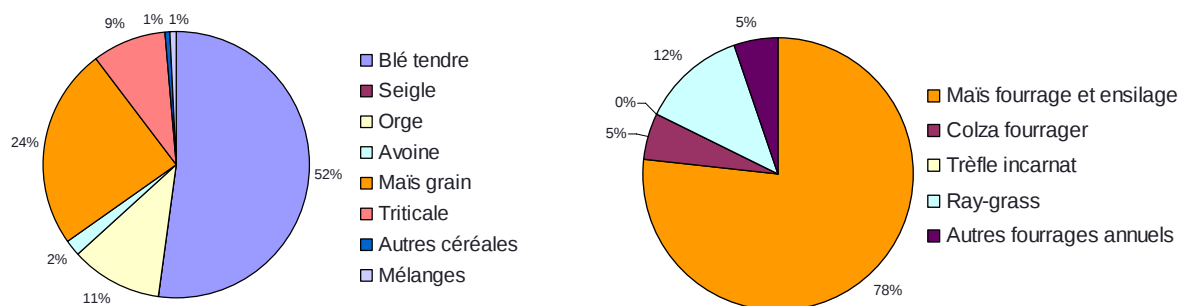


Figure 2-5 - A gauche : Part des différentes céréales cultivées sur l'ensemble des céréales ; A droite : part des différents types de fourrages au sein des fourrages annuels
(Source : Agreste, Statistiques Agricoles Annuelles, 2005)

Pour l'essentiel, les prairies artificielles et temporaires, qui représentent 27 % de la SAU en 2005, sont composées de ray-grass italien ou de ray-grass anglais. Elles sont parfois composées d'un mélange d'autres graminées, tel que le trèfle. Les fourrages annuels, qui représentent donc au total 29 % de la SAU en 2005, sont également composés de ray-grass (Figure 2-5).

Les cultures légumières se décomposent pour l'essentiel entre artichauts, choux-fleurs et petits pois (Figure 2-6). Ces cultures ne représentent que 4 % des terres arables et se trouvent pour l'essentiel sur le littoral nord de la Bretagne, dans le nord du Léon, le nord du Trégor ainsi que dans le Clos Poulet qui se situe à proximité de Saint-Malo. Les légumes de plein champ sont eux cultivés pour l'essentiel dans le pays de Pontivy.

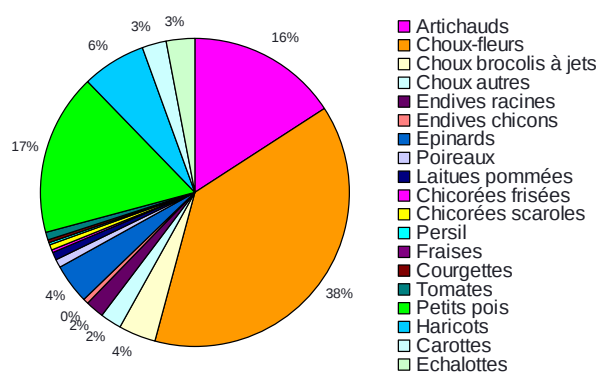


Figure 2-6 – Part des différentes des surfaces légumières sur l'ensemble sur surfaces légumières de la Bretagne pour l'année 2005
(Source : Agreste, Statistiques Agricoles Annuelles)

Pour l'essentiel, la surface agricole en Bretagne est dominée par des prairies constituées essentiellement de ray-grass, des cultures céréalières avec majoritairement du blé d'hiver et du triticale ainsi que du maïs.

2.1.1.3.3. calendrier agricole et les cycles phénologiques

2.1.1.3.3.1. Les cultures annuelles

A partir des principales cultures identifiées précédemment, il est possible de dresser un calendrier agricole simplifié retenant uniquement les cultures dominantes soit le maïs, les autres céréales représentées par le blé d'hiver, le triticale, le colza et l'orge (Tableau 2-1).

Tableau 2-1 - Calendrier agricole des principales cultures cultivées en Bretagne

	Nov.	Déc.	Janv.	Fév.	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil.	Août	Sept.	Oct.
Blé d'hiver	Semis								Récolte			
Triticale	Semis								Récolte			
Blé de printemps				Semis					Récolte			
Orge				Semis					Récolte			
Maïs						Semis					Récolte	

Les **céréales d'hiver** sont semées en fin d'automne, de manière générale durant le mois de novembre ou décembre. Leur développement est très limité durant l'hiver, progresse ensuite en fonction de l'augmentation des températures et de l'insolation. Les céréales d'hiver vont arriver à maturité au mois de juillet ou août, ceci dépendant des conditions météorologiques.

Les **céréales de printemps** suivent le cycle des céréales d'hiver mais avec un semis plus tardif, durant les mois de février et mars. La levée des semis est alors plus rapide que pour les céréales d'hiver, tandis que la récolte a lieu aux mêmes dates que les céréales d'hiver.

Les **maïs** sont quant à eux semés durant le mois d'avril ou mai et connaissent une forte croissance durant tout l'été, celle-ci dépendant fortement des apports en eau et des températures. La récolte est effectuée durant le mois de septembre ou octobre et dépend également des conditions climatiques.

Les **prairies temporaires**, qui peuvent être maintenues de 1 à 5 ans, sont caractérisées par un cycle saisonnier défini en grande partie par des critères climatiques. En hiver, les températures basses et le manque de lumière ont tendance à faire diminuer la surface foliaire des prairies. En zone tempérée et plus particulièrement en climat océanique, les prairies se développent en fin d'hiver lorsque les températures commencent à augmenter. Par la suite viennent les périodes de fauches ou de pâtures qui entraînent une diminution de la densité de la couverture végétale. L'apport d'eau étant moins important l'été, on peut également

observer une diminution de la densité du couvert durant la période estivale. Enfin, en automne, les prairies se développent à nouveau légèrement du fait de l'augmentation des précipitations. Le retour à l'hiver est caractérisé par la diminution des températures et de la luminosité qui va à nouveau contribuer à une baisse de l'activité chlorophyllienne.

Toutefois, le cycle des prairies temporaires peut être perturbé par divers éléments relevant des pratiques de l'agriculteur : décalage des périodes de pâturages, de fauches, du nombre de bêtes présentes au sein de la parcelle. Une prairie à proximité d'une exploitation, ou le bétail est présent une majeure partie de l'année est fréquemment pâturée, tandis qu'une prairie distante du lieu de l'exploitation est généralement destinée à être fauchée. Les prairies surpâturées ont une densité de couvert végétal particulièrement faible. Le nombre de fauches, qui peut varier de 1 à 4 au cours de l'année, entraîne également des variations dans le développement de la végétation.

En conséquence, selon les pratiques agricoles locales et les variations climatiques, des configurations très différentes peuvent exister et il apparaît difficile de réellement déterminer un cycle type pour les prairies.

2.1.1.3.3.2. Les cultures hivernales et les sols nus

Les intercultures sont en Bretagne cultivées entre deux cultures de céréales dont le calendrier agricole a été précédemment exposé en tableau 2-1. Les céréales hors maïs sont majoritairement composées de céréales d'hiver, leur semis s'effectuant durant l'automne, et l'orge et le blé de printemps occupant des surfaces largement minoritaires à l'échelle régionale. La présence d'une interculture avant une culture de céréales hors maïs est donc rare. Les intercultures sont donc majoritairement semées à l'automne et retournées au printemps avant la semence des maïs.

Les intercultures peuvent être composées d'une ou plusieurs semences de phacélie, de moutarde, de colza, de trèfle. Aucune statistique n'est disponible sur le type et les surfaces occupées par ces intercultures. De manière générale, suivant les observations effectuées sur le terrain, les intercultures sont présentes en Bretagne surtout avant un couvert de maïs. Leur composition varie fortement d'un point de vue spatio-temporel. On ne retrouve pas le même type d'interculture d'une année sur l'autre sur une même parcelle et d'une parcelle à l'autre, le type de plante varie également (Corgne, 2004).

Les variations spatio-temporelles de la répartition des cultures annuelles ou hivernales, qui sont dues aux variations climatiques et à la diversité des pratiques agricoles est telle en Bretagne, qu'il n'est pas possible d'en effectuer un suivi à l'échelle locale sur quelques secteurs et qui serait ensuite extrapolé à l'échelle régionale. Dans ce contexte, les séries temporelles d'images de télédétection à moyenne résolution, en dépit de leur résolution

spatiale limitée, offrent la possibilité d'effectuer un suivi de ces variations, à une échelle intra et interannuelle, sur l'ensemble de la région.

2.1.1.4. Une région à l'environnement dégradé

L'intensification de l'agriculture s'est accompagnée d'une dégradation de l'environnement. Elle a largement contribué à la dégradation de la qualité de l'eau, notamment par l'augmentation des apports en matières azotées, en produits phytosanitaires, ou en matières phosphorées. 4 à 6 % des eaux souterraines pompées en 2002 avaient des teneurs en nitrates supérieures à 50 mg/l qui est la norme européenne. Entre 1971 et 2006, la concentration moyenne annuelle en nitrates des eaux superficielles est passée de 5mg/l à 30 mg/l, atteignant un pic à 37 mg/l en 1998 (Source : DIREN Bretagne). Les eaux côtières sont également concernées par les problèmes de pollution diffuse, la manifestation la plus visible étant la multiplication des algues vertes sur les plages. Le remembrement et l'arasement des haies ont contribué localement à une diminution de la biodiversité (Burel *et al.*, 1998; Burel *et al.*, 2004; Millàn de la Peña *et al.*, 2003). Les sols se sont également dégradés suite à l'arasement des haies et talus qui limitent l'érosion et l'emportement des sols (Layer *et al.*, 2003).

En réaction à ces atteintes portées à l'environnement, plusieurs programmes ont été engagés à partir de 1990 pour restaurer la qualité des eaux et des sols. On notera les PMPOA (Programmes de Maîtrise des Pollutions d'Origine Agricole), les contrats de rivières, les contrats de baies, les SDAGE et SAGE, ou encore le programme Bretagne Eau Pure. Ces programmes ont contribué à modifier les pratiques agricoles et l'occupation des sols, par exemple en incitant les agriculteurs à raisonner la fertilisation des parcelles, à pratiquer des cultures inter-rangs, à planter des intercultures et des bandes enherbées en bordures de parcelles. Certaines mesures vont au delà de l'incitation. Ainsi, les intercultures sont obligatoires dans les périmètres de protection des eaux potables, et la culture du maïs est proscrite sur les parcelles qui longent les cours d'eau.

Le principal problème posé quant aux changements d'occupation et d'utilisation du sol est la présence de sols nus hivernaux favorisant l'écoulement des flux de surfaces et donc l'emportement des sols, et des différents fertilisants et pesticides utilisés par les agriculteurs. La présence de sols nus après maïs est une des pratiques les plus défavorables à la préservation de la qualité des eaux, le maïs nécessitant un apport d'intrants considérable. D'autre part, les céréales d'hiver sont souvent considérées comme couvrantes en hiver, bien que leur taux de couverture végétale ne dépasse que rarement 25% durant la période hivernale. Ce taux de couverture n'est donc pas favorable au maintien du sol, car dans ce cas la végétation limite difficilement l'écoulement des flux de surface et l'érosion des sols. Les faibles taux de couverture des sols par les céréales en hiver représentent donc un risque et il

est indispensable de les mettre en évidence. Toutefois, il apparaît important de différencier les sols nus avant maïs des céréales d'hiver, d'une part parce que ces deux types de couverture n'ont pas le même impact d'un point de vue environnemental, et d'autre part parce qu'ils n'entraînent pas les mêmes conseils de changement de pratiques agricoles (couverture du sol par des intercultures dans un cas, implantation plus précoce de la culture dans l'autre).

Les prairies constituent *a priori* les modes d'occupation des sols les plus favorables au maintien d'une biodiversité, au maintien des sols, car elles nécessitent un apport moindre en intrant, même si l'épandage de lisier peut être fréquent sur ce type de surfaces. Le maintien des surfaces de prairies est donc important pour une conservation de la qualité de l'environnement, tandis que les terres cultivées contribuent généralement davantage à sa dégradation. Ainsi, suivre les surfaces de prairies et les terres cultivées en céréales apparaît également un enjeu important. Nous le verrons par la suite, il a été décidé de suivre le rapport entre les surfaces de prairies et de terres cultivées en céréales. Plus les surfaces céréalières sont importantes, plus il est possible de considérer qu'un système agricole s'intensifie, les surfaces de prairies ne suffisant alors pas à l'agrandissement des exploitations et une pression foncière pouvant s'exercer.

2.1.2. Les données

La détection et l'analyse des changements d'occupation et de d'utilisation du sol à l'échelle régionale nécessitent l'acquisition de données diverses couvrant l'ensemble du territoire breton. Elles comprennent des séries d'images de télédétection, des séries de données statistiques, climatiques ainsi que des données relevées sur le terrain.

2.1.2.1. Les données de télédétection

Les principales données utilisées pour cette étude sont des images issues du capteur MODIS de la NASA, embarqué sur la plate-forme EOS-AM1 (Terra). Toutefois, la chaîne de traitements à appliquer sur ces images pour en extraire les informations recherchées sur la végétation et l'usage des sols nécessite de nombreuses validations effectuées avec des images issues d'autres capteurs caractérisés par des résolutions spatiales différentes. Les données des capteurs à moyenne et basse résolution puis à haute résolution et très haute résolution qui ont été utilisées à cet effet sont présentées ci-après.

2.1.2.1.1. Les données à basse et moyenne résolution

Plusieurs types de données provenant de différents capteurs à basse et moyenne résolution spatiale ont servi dans le cadre de cette étude. Dans un premier temps les séries

d'images MODIS sont présentées, tandis que les données issues d'autres capteurs sont décrites dans un second temps.

2.1.2.1.1.1. Les données MODIS

Les séries temporelles issues du capteur MODIS placé sur la plate-forme Terra (EOS-AM1) sont le point central de ce travail. Les images MODIS ont été les premières données moyenne résolution disponibles et permettent ainsi de constituer des séries temporelles suffisamment longues –depuis 2000- pour observer des changements d'occupation et d'utilisation du sol significatifs. Elles ont été préférées aux images MERIS, car ces dernières couvrent une période plus courte (images disponibles depuis 2003).

Les données-images ou produits MODIS utilisés, fournis par la NASA et caractérisés par différents niveaux de prétraitements, sont les suivants :

- Les images MOD02 : correspondant à des données journalières de luminance en haut de l'atmosphère, elles ont le plus faible niveau de traitement, le niveau L1B. D'une résolution spatiale de 250 m (MOD02QKM), 500m (MOD02HKM) et 1km (MOD021KM), elles ne sont pas géoréférencées.
- Les images MOD09GQK : Ce sont des images journalières de réflectance corrigées de l'atmosphère (bandes spectrales du rouge et proche infrarouge), d'une résolution spatiale de 250 m, qui sont géoréférencées (Vermote *et al.*, 1999).
- Des synthèses hebdomadaires des images MOD09GQK ont été utilisées, les images MOD09Q1. La méthode appliquée par la NASA pour produire ces synthèses consiste à sélectionner la meilleure image sur une période d'une semaine, à partir de différents indicateurs de qualité : l'étendue spatiale des données, les angles zénithaux de visée, la couverture nuageuse et les ombres de nuages et la présence d'aérosols.
- Les images MOD13Q1 : ce sont des synthèses d'indices de végétation NDVI et EVI, d'une résolution spatiale de 250 m, réalisées sur une période de 16 jours à partir d'une méthode nommée CV-MVC (Constraint View – Maximum Value Composite) qui consiste à retenir la valeur du maximum de NDVI ou d'EVI correspondant aux valeurs d'angles de visée minimum (Huete *et al.*, 1999).
- Les images MOD15A2 : elles correspondent à des variables biophysiques à 1 km de résolution spatiale obtenues à partir des séries temporelles de réflectance MODIS. Les variables utilisées dans le cadre de cette étude sont des synthèses des indices de surface foliaire (LAI) réalisées sur une période de 16 jours. Elles sont obtenues à partir de l'application d'un modèle de transfert radiatif stochastique sur les images non couvertes par des nuages (Knyazikhin *et al.*, 1999).

L'ensemble de ces produits MODIS est disponible pour une période allant de mars 2000 à avril 2008. Ils ont tous été utilisés, mais avec un statut différent : les images MOD02 sont ici considérées comme les données de référence de la base de données, les autres produits servant à valider les variables qui seront dérivées des images MOD02, qu'il s'agisse des images de réflectance ou des variables biophysiques. Ceci peut paraître surprenant, dans la mesure où les images MOD09GQK prétraitées par la NASA peuvent déjà permettre de constituer des séries temporelles d'images de réflectance et que des synthèses d'indices de végétation ou de variables biophysiques sont aussi disponibles. Toutefois, les images journalières MOD02 à un niveau de prétraitement L1B ont été choisies pour constituer la base d'images satellitaires de référence utilisées dans cette étude plutôt que les autres produits MODIS et ce pour plusieurs raisons :

- Les corrections atmosphériques et plus particulièrement la correction de la diffusion de Mie causée par les aérosols nécessitent de bonnes estimations de la profondeur optique des aérosols, de leur taille. En zone côtière, ces estimations semblent très aléatoires. Il semble donc préférable d'effectuer une correction des images sans prendre en considération la diffusion de Mie, comme cela a été fait pour le calcul des produits MOD09GQK ;
- Les produits autres que les images MOD02 sont déjà géoréférencés et projetés dans une projection permettant des cartographies à l'échelle globale. Toutefois, plusieurs projections successives des données ont tendance à déformer spatialement l'information. Il est donc préférable d'effectuer une seule projection sur les images ;
- Les méthodes permettant de constituer des synthèses d'images exemptes de nuages et d'ombres ont une nette tendance à montrer des effets de segmentation dus à l'agrégation de données acquises dans différentes conditions angulaires et atmosphériques. L'utilisation d'images présentant des artefacts résiduels rend difficile l'extraction d'informations par la suite. Il apparaît donc préférable de recalculer des synthèses en utilisant d'autres méthodes ;
- La résolution originale de 250 m n'est pas conservée pour certains produits tels que les variables biophysiques. Le passage à une résolution plus grossière limite fortement la possibilité de détecter des changements sur les séries temporelles d'images dans des paysages très fragmentés, ce qui nécessite la production de variables à la résolution la plus fine possible, en l'occurrence de 250 m ;
- Certains paramètres tels que des paramètres atmosphériques (la teneur en ozone, en vapeur d'eau, la profondeur optique) ou les températures de surface, peuvent être acquis lors du traitement des images MOD02.

Le choix d'utiliser des images MOD02 de luminance en haut de l'atmosphère plutôt que les autres produits MODIS, qui implique des prétraitements supplémentaires, répond à deux objectifs principaux : (1) le contrôle de l'ensemble de la chaîne de traitement d'images moyenne résolution et (2) la constitution d'une base de données contenant l'ensemble des informations pouvant être extraites des images.

La base d'images satellitales MOD02 a été constituée à partir du téléchargement de quatre fichiers, les trois premiers comprenant les données spectrales aux trois résolutions spatiales offertes par MODIS (250, 500 et 1000 m), le quatrième fichier contenant les coordonnées géographiques des images :

- le fichier MOD02QKM qui contient les deux bandes spectrales à 250 m de résolution ;
- le fichier MOD02HKM qui comprend les 5 bandes spectrales à 500 m de résolution ainsi que les images à 250 m de résolution agrégées à 500 m de résolution ;
- le fichier MOD021KM qui correspond aux images à 1 km de résolution ainsi que l'ensemble des bandes à 250 et 500 m agrégées à 1 km ;
- le fichier MOD03 qui contient la position géographique de l'image acquise et permet de la géoréférencer.

L'ensemble des images a été acquis sur le site LAADS web (Level 1 And Atmosphere Distribution System) de la NASA (<http://ladsweb.nascom.nasa.gov/>). Dans l'objectif d'effectuer des corrections atmosphériques des images, la température de surface des océans de Reynolds, la teneur en ozone issue du capteur TOVS et les sorties du modèles GDAS (Global Data Assimilation System) provenant du NOAA NCEP (National Centers for Environmental Prediction) ont également été acquises par l'intermédiaire du même site.

Les autres produits MODIS qui ont été téléchargés afin de valider les traitements effectués à partir des images MOD02 sont des images MOD09GQK, MOD09Q1, MOD13Q1 et MOD15A2, couvrant une période allant de mars 2000 à avril 2007. Ces images peuvent être téléchargées à partir de l'adresse suivante (EOS Data Gateway) :
<http://redhook.gsfc.nasa.gov/~imswww/pub/imswelcome/>

Le rapatriement des données nécessite un espace de stockage important. Par exemple, chaque image journalière correspondant aux quatre fichiers d'images MOD02 nécessite 1 Go de stockage. Pour limiter l'espace de stockage utilisé, les données ont fait l'objet d'une sélection visuelle avant acquisition. Les critères de sélection visuelle sont fondés sur la présence d'une couverture nuageuse, seules les images laissant entrevoir les surfaces émergées au niveau de la Bretagne étant acquises. Les données ont été visualisées sur le site suivant avant d'effectuer le téléchargement :

<http://modis-250m.nascom.nasa.gov/cgi-bin/browse/browse.cgi>

Les images MOD02 acquises à un niveau de traitement L1B correspondent à des segments de 5 minutes d'acquisition. Elles couvrent donc des zones très étendues, d'une superficie de 2100 Km X 1234 Km. Afin de limiter les temps de traitement et le volume de stockage des données, une fenêtre centrée sur la Bretagne a été définie avant d'effectuer les prétraitements atmosphériques. Cette fenêtre a été extraite sur chacun des fichiers correspondant à une acquisition, soit les fichiers MOD02QKM, MOD02HKM, MOD021KM, et MOD03. La fenêtre choisie couvre la Bretagne et s'étend de 46°30' à 49°40' Nord et de 5°55'Ouest à 0°30'Est. Les images n'étant pas géoréférencées, il a été nécessaire de développer un algorithme permettant d'extraire cette fenêtre des différents fichiers en utilisant les informations de géoréférencement contenues dans le fichier MOD03.

Les autres images MODIS utilisées pour valider le traitement des images MOD02 sont disponibles sous la forme de dalles couvrant 1000 Km x 1000 Km et ont donc été traitées dans leur totalité.

Au total, 393 images journalières MOD02 ont été téléchargées sur une période allant du 6 mars 2000 au 10 avril 2008. La répartition temporelle des données varie très fortement sur l'ensemble de la Bretagne, en fonction de la variabilité de la présence de la couverture nuageuse.

2.1.2.1.1.2. Les autres données à moyenne et basse résolution

Deux autres types de données ont été utilisés afin d'effectuer des comparaisons entre les images MODIS issues de la chaîne de traitements mise en place à partir des images MOD02 et d'autres images couramment utilisées pour étudier l'évolution de la végétation à l'échelle régionale. Ces données correspondent principalement aux synthèses d'images de réflectance issues du capteur MERIS et à des variables biophysiques CYCLOPES.

Des séries temporelles de synthèses d'images de réflectance MERIS ont été utilisées. Les images de réflectance, qui ont une résolution spatiale de 300 m, sont corrigées de l'atmosphère et de la réflectance bidirectionnelle. Les nuages et les ombres portées ont aussi été éliminées de ces images en appliquant un filtre utilisant un réseau de neurones (Fischer *et al.*, 1991). La méthode appliquée pour élaborer les synthèses consiste à filtrer l'ensemble des valeurs de réflectance enregistrées sur une période de 51 jours avant de calculer la moyenne de ces valeurs filtrées sur une période de 51 jours (Hagolle *et al.*, 2005; Vancutsem *et al.*, 2007). Ces synthèses sont disponibles pour une période allant de mai 2005 à avril 2006.

Les données CYCLOPES correspondent à des variables biophysiques (LAI, fAPAR et fCOVER) estimées à partir de synthèses décadaires de réflectance issues du capteur VEGETATION placé sur les plateformes SPOT 4 et 5, et corrigées de la réflectance bidirectionnelle. Les variables biophysiques sont disponibles à une résolution kilométrique sous la forme de synthèses décadaires. Le modèle de transfert radiatif utilisé est un couplage

des modèles PROSPECT et SAIL dont l'inversion est effectuée à l'aide d'un réseau de neurones (Baret *et al.*, 2007). Les produits CYCLOPES sont disponibles sur la période 1999-2003 à l'échelle globale.

2.1.2.1.2. Les données à haute résolution spatiale

Des données issues de quatre types de capteurs à haute résolution spatiale ont été utilisées dans cette étude, afin de valider les informations dérivées des images issues de la chaîne de traitement mise en œuvre dans cette étude à partir des produits MODIS MOD02.

2.1.2.1.2.1. Landsat

Des images des capteurs TM et ETM+ placés sur les plates-formes Landsat ont été utilisées. Ces deux capteurs ont des caractéristiques communes : ils possèdent les mêmes bandes spectrales dans le visible et l'infrarouge ainsi qu'une résolution spatiale de 30 m. Les images couvrent une surface de 180 km x 180 km. Le satellite passe tous les 16 jours au-dessus d'un même lieu, mais la couverture nuageuse ne permet pas d'obtenir des séries temporelles régulières utilisables.

2.1.2.1.2.2. ASTER

Le capteur ASTER, à l'instar du capteur MODIS, a été placé sur la plateforme EOS TERRA lancée en décembre 1999. Sa résolution spatiale est de 15 m dans le visible et l'infrarouge. Sa répétitivité est de 48 jours sur un même site et il couvre des surfaces limitées à 60 km X 60 Km, ce qui réduit les probabilités d'acquérir une scène sans couverture nuageuse sur toute la Bretagne sur une période réduite à quelques jours.

2.1.2.1.2.3. SPOT

Les capteurs placés sur les plates-formes SPOT ont largement été utilisés sur la Bretagne pour l'étude du couvert végétal. Les trois types de capteurs actuellement disponibles, HRV, HRVIR et HRG possèdent les mêmes bandes spectrales visible et proche infrarouge. HRG se différencie des deux autres par sa résolution de 10 m au lieu de 20 m pour les deux autres. Ce sont tous trois des capteurs CCD qui fournissent des images de haute qualité géométrique. Leur répétitivité est de 28 jours, sans compter les possibilités offertes par le système de dépointage qui permet d'orienter le capteur pour l'acquisition de secteurs d'intérêts spécifiques.

2.1.2.1.2.4. QUICKBIRD

Le capteur Quickbird est un capteur à très haute résolution spatiale fournissant des images dans le visible et le proche infrarouge. Le capteur Quickbird, lancé en 2001, possède

une résolution de 2,4 m en mode multispectral et couvre des surfaces limitées à 16,5 km X 16,5 km. QUICKBIRD repasse tous les 1 à 4 jours sur un même site, ce qui lui confère une bonne répétitivité.

L'ensemble des données utilisées ainsi que leurs caractéristiques sont résumés dans le tableau 2-2.

Tableau 2-2 - Images satellitaires acquises

Type d'images	Couverture spatiale	Période couverte	Fréquence d'acquisition	Nombre d'images	Bandes spectrales
Données haute résolution : LANDSAT, ASTER, SPOT, QUICKBIRD	Variable : minimum 16.5x16.5 km, maximum 70 % de la Bretagne	15 juin 2000 --> 20 mars 2006	De 4 jours à 1an	58	Ensemble des bandes
MOD02/MOD03	Segment 1500 km x 1234 km centré sur la Bretagne	6 mars 2000 --> 10 avril 2008	De 1 jour à 1 mois et deux semaines	393	32
MOD09GQK	Dalle de 1000 km x 1000 km centrée sur la Bretagne	6 mars 2000 --> 10 avril 2007	De 1 jour à 1 mois et deux semaines	321	2 bandes spectrales (R – PIR)
MOD09Q1	Dalle de 1000 km x 1000 km centrée sur la Bretagne	6 mars 2000 --> 10 avril 2007	8 jours	319	2 bandes spectrales (R – PIR)
MO13Q1	Dalle de 1000 km x 1000 km centrée sur la Bretagne	6 mars 2000 --> 10 avril 2007	16 jours	159	EVI-NDVI R-PIR
MOD15A2	Dalle de 1000 km x 1000 km centrée sur la Bretagne	6 mars 2000 --> 10 avril 2007	16 jours	159	LAI - fAPAR

2.1.2.2. Les données statistiques et mesures au sol

Trois types de données ont été utilisés avec le double objectif de valider l'information acquise à l'aide des séries temporelles d'images MODIS et de déterminer l'origine des changements d'occupation et d'utilisation du sol. Ces données comprennent des inventaires et statistiques sur l'occupation et l'utilisation du sol, des données météorologiques, ainsi que des relevés effectués sur le terrain.

2.1.2.2.1. Les données sur l'occupation et l'utilisation du sol

Les deux principales sources d'information sur l'occupation et l'utilisation du sol utilisées pour valider l'information dérivée des images MODIS sont la base de données CORINE LAND COVER et les déclarations de la Politique Agricole Commune (PAC), acquises à l'échelle communale.

2.1.2.2.1.1. Corine Land Cover

La base de données européenne CORINE LAND COVER a été utilisée afin de constituer un masque sur une partie des surfaces non agricoles, les landes, et de valider l'information acquise par le capteur moyenne résolution MODIS. Cette base de données, disponible pour l'ensemble du territoire français, est issue du traitement d'images satellitaires haute résolution SPOT et Landsat. L'unité spatiale élémentaire de cette base de données est 25 ha, chacune des unités étant affectée à un poste d'occupation/d'utilisation des sols par photo-interprétation des images satellitaires. Le premier inventaire a été effectué avec des images acquises entre 1989 et 1994. Une mise à jour a été réalisée en 2000 et cette base de données est actuellement en cours de réactualisation.

2.1.2.2.1.2. Les déclarations de la Politique Agricole Commune

En plus des données du dernier recensement du Recensement Général Agricole (RGA) datant de 2000, les déclarations effectuées depuis 1995 par les agriculteurs sur leurs surfaces cultivées afin de percevoir les subventions de la PAC ont été utilisées. Ces statistiques, disponibles à l'échelle communale sur l'ensemble de la Bretagne, présentent deux limites principales : elles ne concernent que les agriculteurs déclarants, et excluent de fait une partie des exploitants agricoles ; elles n'inventorient que les différents types de cultures, et ne reflètent donc qu'une partie de l'occupation des sols agricoles en excluant par exemple les cultures fruitières ou certaines prairies

L'ensemble des données sur l'occupation et l'utilisation du sol utilisé pour cette étude est répertorié dans le tableau 2-3.

Tableau 2-3 - Inventaires d'occupation et d'utilisation du sol utilisés

	Couverture spatiale	Période couverte	Fréquence	Classes dérivées et cartographies
CORINE Land Cover	Bretagne	1990 -> 2000	10 ans	Landes, Forêts, Urbain, Eau, Zones humides, Terres agricoles, Prairies
Données PAC	Bretagne	1995 -> 2005	1 an	- Surface de maïs, céréales, prairies, terres labourables et pourcentage dans la SAU communale - Typologie des systèmes agraires
Recensement Général Agricole	Bretagne	2000		SAU

2.1.2.2.2. Les données météorologiques

Les données météorologiques utilisées pour identifier les changements dépendant de la variabilité climatique ont été acquises à différentes échelles temporelles et spatiales. Trois bases de données ont été constituées. En outre, une classification des types de circulation

atmosphérique a été utilisée afin d'identifier les situations météorologiques menant à des changements d'occupation et d'utilisation du sol.

2.1.2.2.1. Les données mensuelles sur les stations de référence

Différentes variables climatiques ont été acquises sur l'ensemble de la période 2000-2007 à un pas de temps mensuel pour les stations bretonnes de référence : Brest, Quimper, Lannion, Saint Briec, Rostrenen, Lorient, Vannes, Rennes, Dinard.

Les données acquises auprès de Météo France pour ces stations sont les suivantes : les cumuls de précipitations mensuelles, les températures minimales, moyennes et maximales, la durée d'insolation.

Le nombre de stations météorologiques sélectionnées ne permet pas de couvrir l'ensemble du territoire avec un maillage suffisamment dense pour rendre compte des variations locales. Toutefois la répartition et le nombre de stations permettent d'identifier clairement des situations météorologiques pouvant entraîner des changements à l'échelle régionale.

2.1.2.2.2. Les données journalières sur une station

Une série journalière de données météorologiques a été acquise pour la station de Rennes Saint-Jacques, afin de distinguer des changements plus fins sur le plan temporel que les changements mensuels mis en évidence pour les 9 stations précédentes (Klein Tank *et al.*, 2002). Les précipitations ainsi que les températures minimales, moyennes et maximales ont été acquises. La série de données est disponible à l'adresse suivante : <http://eca.knmi.nl>.

2.1.2.2.3. Les données mensuelles sur l'ensemble des stations de l'Ouest

Une série de données mensuelles a été acquise pour l'année 2003 sur les 88 stations météorologiques de l'Ouest français auprès de Météo France (Figure 2-7).

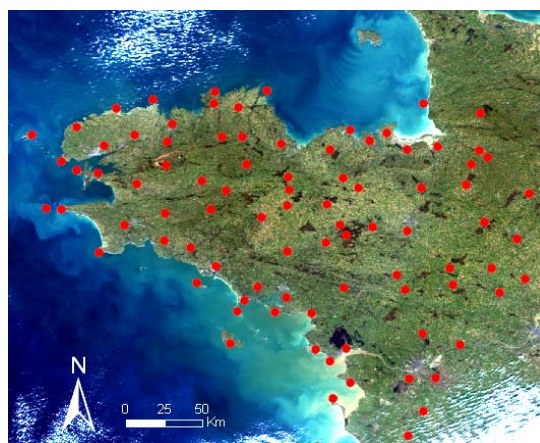


Figure 2-7 - Le réseau des stations météorologiques de l'ouest français

Pour chaque station, les températures minimales, moyennes et maximales, les cumuls de précipitations, et la durée d'insolation mensuelle ont été retenus. Ce jeu de données a été utilisé pour caractériser spatialement et temporellement l'impact sur la végétation de la sécheresse de 2003.

2.1.2.2.2.4. Classification des types de circulation atmosphérique

L'identification des types de circulations atmosphériques a été réalisée au moyen de la méthode objective de classification des types de circulations de Hess-Brezowsky, développée par James (2007) dans le cadre du programme COST-733 (<http://www.cost733.org/>). La méthode de Hess-Brezowsky est fondée sur le champ de pression au niveau de la mer et le géopotential à 500 hPa au-dessus de l'Océan Atlantique Nord et de l'Europe (Hess et al., 1952; James, 2007). La classification identifie 29 types de circulations ou GWL (Grosswetterlagen), regroupés en trois classes principales (zonal, mixte et méridien) ou en cinq grands types soit les GWT ou « Grosswettertypen » (Nord-Ouest/Nord ; Nord-Est/Est ; Europe Centrale ; Ouest et Sud). Cette méthode a initialement été développée et mise à jour par le PIK (Potsdam Institut für Klimafolgenforschung) pour caractériser la circulation atmosphérique et sa variabilité sur l'Océan Atlantique Nord et l'Europe. Cette classification des types de circulation a été précédemment utilisée sur la Bretagne pour identifier les types de temps menant à des inondations ainsi que les types de circulation engendrant de fortes précipitations (Planchon et al., 2008; Quénol et al., 2008).

Les données météorologiques acquises ainsi que les variables calculées à partir de ces données sont répertoriées dans le tableau 2-4.

Tableau 2-4 - Données climatiques utilisées

Période couverte	Couverture spatiale	Fréquence	Variables acquises	Variables calculées
2000 -> 2007	Rennes St Jacques	Journalière	Précipitations T° minimales T° moyennes T° maximales	Nombre de jours mensuels de gel, Jours avec P > 10 mm Cumul degré/jour
2000 -> 2007	Brest, Quimper, Lannion, Saint Brieuc, Rostrenen, Vannes, Lorient, Rennes, Dinard	Mensuelle	Précipitations T° minimales T° moyennes T° maximales Durée d'insolation Jours avec P > 10 mm	Evapotranspiration réelle, Evapotranspiration potentielle, Déficit d'évaporation
Année 2003	88 stations de l'ouest de la France	Mensuelle	Précipitations T° minimales T° moyennes T° maximales Durée d'insolation Jours avec P > 10 mm	Evapotranspiration réelle, Evapotranspiration potentielle, Déficit d'évaporation
2000-->2008	Europe	Journalière	Type de circulation	Fréquence du type de circulation

2.1.2.2.3. Les mesures de terrain

Les informations dérivées des séries temporelles d'images à moyenne résolution spatiale sont validées avec des images à haute et très haute résolution spatiales, mais aussi avec des données acquises sur le terrain. 23 campagnes de terrain ont été effectuées sur la période d'acquisition des images MODIS, depuis l'hiver 1999-2000 jusqu'à l'hiver 2007-2008. Ces campagnes de terrain avaient pour principal objectif de recenser d'une part les types d'occupation et d'utilisation du sol et de rotations culturales et d'autre part les taux de couverture végétale sur les parcelles agricoles.

Le site d'étude étant vaste et une campagne de terrain ne pouvant être menée sur l'ensemble de la Bretagne, les suivis ont été effectués à une échelle locale, principalement sur deux bassins versants dont l'utilisation des sols est suivie depuis une dizaine d'années à l'aide d'observations effectuées sur le terrain et d'images satellitales à haute résolution spatiale (Corgne, 2004) : le bassin versant du Yar, situé entre les Côtes d'Armor et le Finistère, et le bassin-versant du Scorff, situé dans le Morbihan, à l'ouest du Blavet (Figure 2-8).



Figure 2-8 - Localisation des bassins versants du Scorff et du Yar
(Les bassins versants apparaissent en rouge)

Le protocole de terrain appliqué à ces deux bassins versants a permis de relever les informations suivantes pour 117 parcelles agricoles sur le Yar et 83 parcelles agricoles sur le Scorff :

- le type d'occupation et d'utilisation du sol,
- le taux de couverture végétale verte et de végétation nécrophile,
- la hauteur du couvert,
- des informations permettant d'identifier le type de rotation culturale (présence de chaumes, repousses de végétation...)

En outre, sur une partie des parcelles, ont été réalisés :

- des photographies des vues d'ensemble des parcelles, ainsi que des photographies en visée verticale couvrant environ 1 m² afin de valider les taux de couverture estimés visuellement à partir de quadras. Les taux de couverture ont été estimés ensuite en classant les photographies numériques verticales avec une méthode de classification non supervisée, et en les confrontant à l'estimation visuelle effectuée sur le terrain.
- des profils spectroradiométriques pour les années les plus récentes. Deux spectroradiomètres ont été utilisés : le premier spectroradiomètre utilisé et mis à disposition par l'UMR SAS de l'INRA ne couvre que la partie visible et proche infrarouge du spectre solaire. Le second spectroradiomètre utilisé, acquis par le laboratoire COSTEL, un ASD FieldSpec III, couvre les longueurs d'onde du visible jusqu'au moyen infrarouge, à 2.5 µm. Au total, 6 campagnes ont été effectuées avec un spectroradiomètre, respectivement 4 sur le bassin versant du Yar et 2 sur celui du Scorff.

Synthèse : Le site d'étude et les données

Les enjeux du suivi de l'évolution des changements d'occupation et d'utilisation du sol en Bretagne sont importants et pourraient permettre une meilleure gestion des terres, et par voie de conséquence une amélioration des ressources en eau et des sols. L'enjeu, dans le cadre de cette étude, est d'identifier les changements d'orientation des systèmes agricoles vers une intensification ou *a contrario* vers une extensification des modes de production, à travers deux indicateurs : la dynamique des sols nus hivernaux, et la dynamique du rapport prairies/céréales.

Le suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol par télédétection avec des images à moyenne résolution spatiale est rendu difficile en Bretagne à la fois par la forte nébulosité et la fragmentation du paysage, mais aussi par la diversité des pratiques agricoles locales. Toutefois, les surfaces agricoles étant dominées par trois grands types de cultures, leur observation devrait être possible à l'échelle régionale avec ces données. La résolution des capteurs moyenne résolution ne permettant pas de détecter des changements à l'échelle parcellaire, les changements doivent être observés à plus petite échelle, celle de groupes de parcelles ou îlots parcellaires.

L'observation des changements a été envisagée à l'aide de séries temporelles MODIS, les images issues de ce capteur étant disponibles depuis février 2000. Un jeu de données MODIS, à un niveau de prétraitement L1B, a été acquis sur la Bretagne pour la période 2000-2008. Les divers produits MODIS prétraités par la NASA soient les données journalières de réflectance (MOD09GQK), les synthèses d'indices de végétation (MOD13Q1), les synthèses de réflectance (MOD09Q1) et les synthèses de LAI (MOD15A2) ne se prêtent pas à la détection des changements pour des paysages fragmentés avec une forte nébulosité. Ces données sont utilisées dans cette étude pour valider les traitements effectués sur les images MOD02. En outre, des séries de données de réflectance MERIS ainsi que des variables biophysiques CYCLOPES ont été acquises. A l'échelle locale, des images haute résolution (SPOT, LANDSAT, ASTER) et très haute résolution (QUICKBIRD), sont utilisées afin de valider les images à moyenne résolution spatiale.

La base de données utilisée est également constituée de statistiques agricoles telles que les déclarations de la Politique Agricole Commune, des inventaires de l'occupation et de l'utilisation du sol (CORINE LAND COVER), ainsi que des données météorologiques. Elles sont utilisées pour valider les changements détectés par imagerie spatiale. Un protocole régulier d'acquisition de données sur le terrain a été mis en place afin d'évaluer le taux de couverture végétale verte estimé à partir d'images de télédétection à très haute résolution spatiale, les séries temporelles d'images MODIS étant elles-mêmes validées à partir de ces images à très haute résolution.

Chapitre 2.2. Prétraitement des séries temporelles d'images moyenne résolution

Le prétraitement des séries temporelles d'images MODIS, qui vise à obtenir des séries temporelles d'images de réflectance normalisées, comprend trois étapes principales : les prétraitements atmosphériques et géométriques, la reconstruction des séries temporelles, et l'amélioration du contenu radiométrique et de la résolution spatiale des images. Elle est complétée par une quatrième phase d'extrapolation des séries temporelles, dont l'objectif est de simuler la prolongation des séries avant et après l'acquisition réelle.

2.2.1. Prétraitements atmosphériques et géométriques

L'objectif de la première étape de prétraitement, qui correspond aux corrections atmosphériques et géométriques, est de constituer des séries temporelles d'images normalisées des effets atmosphériques et superposables à d'autres types de données. En outre, cette étape vise à constituer des séries temporelles d'images exemptes de nuages et d'ombres portées.

2.2.1.1. Les corrections atmosphériques des données à moyenne résolution spatiale

Les modèles atmosphériques permettent d'effectuer des corrections des images pour passer des valeurs de réflectance en haut de l'atmosphère à des valeurs de réflectance au sol et ainsi de comparer des images de réflectance à des mesures observées au sol. Le choix du modèle de corrections atmosphériques et son application aux données à moyenne résolution spatiale MODIS MOD02 sont successivement exposés ci-après.

Cette partie sur les corrections atmosphériques d'images MODIS a bénéficié des conseils et remarques de Jacques Descloitres, responsable du « MODIS rapid response project » de la NASA.

2.2.1.1.1. Le modèle de corrections atmosphériques : une adaptation de 6S

Nous nous sommes intéressés aux modèles 5S et 6S du Laboratoire d'Optique Atmosphérique de Lille (Tanré *et al.*, 1986; Vermote *et al.*, 1997) afin de corriger les images des effets atmosphériques et obtenir des images de réflectance au sol. Nous avons choisi d'effectuer d'emblée une analyse comparative de ces deux modèles du fait d'une part qu'ils ont déjà été adaptés aux images MODIS, ce qui représente un gain de temps non négligeable,

les codes de ces modèles de corrections atmosphériques étant disponibles, et d'autre part parce qu'il s'agit de modèles largement utilisés en télédétection.

Dans la mesure où 5S est la version précédente de 6S, ces deux modèles présentent des points communs :

- Ils permettent d'effectuer une correction à la fois de la diffusion de Mie et de la Diffusion de Rayleigh. La diffusion de Mie est principalement due à la présence de nuages et d'aérosols, la taille des particules atmosphériques étant alors plus grande que la longueur d'onde considérée. La diffusion de Rayleigh, ou diffusion moléculaire, intervient quant à elle lorsque la taille des molécules est inférieure à la longueur d'onde considérée. Les effets de la diffusion de Mie doivent être corrigés dans le cas où des nuages ou des aérosols sont présents sur les images. La diffusion de Rayleigh doit quant à elle être corrigée quelles que soient les conditions d'acquisition des images.
- Ils prennent également en compte l'absorption du signal due aux différents gaz composant l'atmosphère. Celle-ci doit également faire l'objet d'une correction pour obtenir des valeurs de réflectance au sol.
- Ils partent du postulat que la cible au sol est lambertienne et uniforme ; en conséquence, les images ne sont pas corrigées des effets de la réflectance bidirectionnelle.

L'équation retenue pour la correction atmosphérique des modèles 5S et 6S est la suivante :

$$\rho_{TOC}(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v) = \frac{\rho'_{TOC}}{1 + \rho'_{TOC} S}$$

Équation 2-1

Où

θ_s est l'angle zénithal du soleil,

θ_v est l'angle zénithal de visée,

ϕ_s est l'angle azimutal du soleil,

ϕ_v est l'angle azimutal de visée

ρ_{TOC} correspond à la réflectance de surface,

S correspond à l'albédo sphérique de l'atmosphère, soit la fraction du rayonnement incident diffus réfléchi par l'atmosphère.

Le calcul de ρ'_{TOC} , diffère en fonction du modèle utilisé, 5S ou 6S. Dans le cas de 5S, ρ'_{TOC} est calculé de la manière suivante (Tanré *et al.*, 1986; Tanré *et al.*, 1992) :

$$\rho'_{TOC}(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v) = \frac{\frac{\rho_{TOA}(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v)}{T_g(\theta_s, \theta_v)} - (\rho_r + \rho_a)}{T^\downarrow(\theta_s)T^\uparrow(\theta_v)}$$

Équation 2-2

Où

ρ_{TOA} correspond à la réflectance en haut de l'atmosphère, soit la donnée d'entrée,

T_g est la transmittance gazeuse totale,

$T^\downarrow(\theta_s)$ est la transmittance totale descendante,

$T^\uparrow(\theta_v)$ est la transmittance totale montante.

ρ_r correspond à la réflectance des molécules composants l'atmosphère,

ρ_a correspond à la réflectance des particules d'aérosols.

La réflectance en haut de l'atmosphère est corrigée dans un premier temps de la transmission gazeuse, soit l'absorption de l'ensemble des gaz composant l'atmosphère. Dans un second temps, on déduit les effets de la diffusion de Mie et de Rayleigh. Les effets de la diffusion de Mie sont calculés à partir de l'équation de transfert radiatif de Chandrasekhar (1960). La diffusion de Mie et plus particulièrement la réflectance exo-atmosphérique des aérosols est calculée à partir d'une équation exposée par Sobolev (Sobolev, 1972). Enfin, on rapporte l'ensemble à la transmission totale descendante par la transmission totale montante de l'atmosphère.

Autre différence, dans le cas de 6S, le passage de la réflectance en haut de l'atmosphère à la réflectance au sol s'exprime de la manière suivante (Vermote *et al.*, 1997; Vermote *et al.*, 1997; Vermote *et al.*, 2007):

$$\rho'_{TOC}(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v) = \frac{\frac{\rho_{TOA}(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v)}{T_g^{OG}(\theta_s, \theta_v)} - \left(\rho_r + (\rho_{ra} - \rho_r)T_{H_2O}(\theta_s, \theta_v, \frac{i-1}{2}U_{H_2O}) \right)}{T^\downarrow(\theta_s)T^\uparrow(\theta_v)T_{H_2O}(\theta_s, \theta_v, U_{H_2O})}$$

Équation 2-3

Où

T_g^{OG} est la transmittance gazeuse totale hors vapeur d'eau,

T_{H_2O} correspond à la transmittance gazeuse de la vapeur d'eau,

$\rho_{ra} - \rho_r$ est une estimation de la réflectance atmosphérique des aérosols.

Dans ce cas, la réflectance en haut de l'atmosphère est dans un premier temps corrigée de la transmission gazeuse totale hors vapeur d'eau, celle-ci ayant plus particulièrement une influence sur la transmission gazeuse totale et la diffusion de Mie. La principale différence avec le modèle 5S tient dans la distinction de la réflectance de l'atmosphère due à la diffusion

de Rayleigh et de la réflectance de l'atmosphère due à la diffusion de Mie. Toutefois, la réflectance exo-atmosphérique de Rayleigh est calculée dans 6S indépendamment de la réflectance due à la diffusion de Mie, de la même manière que pour le modèle 5S. Un second calcul effectué dans 6S a pour objectif de déterminer la réflectance exo-atmosphérique moléculaire couplée à la réflectance exo-atmosphérique des particules. Une méthode intitulée « Successive Orders of Scattering » (SOS) est utilisée dans l'objectif de calculer la réflectance exo-atmosphérique des aérosols et des molécules (Kotchenova *et al.*, 2007; Kotchenova *et al.*, 2008). Après soustraction de la réflectance moléculaire à ce dernier résultat, il est possible d'obtenir des estimations plus précises de la réflectance des aérosols (Diffusion de Mie) : le modèle 5S délivre une erreur de 0,01 à 0,02 unités de réflectance pour des longueurs d'ondes inférieures à 0,55µm ou des angles zénithaux de visée supérieures à 30°, contre une erreur inférieure à 0,01 unité de réflectance pour le modèle 6S (Vermote *et al.*, 1997). La réflectance exo-atmosphérique des aérosols est particulièrement sensible à la teneur en vapeur d'eau, les aérosols et la vapeur d'eau étant situés à la même altitude au sein de l'atmosphère. En fonction de l'altitude relative des aérosols par rapport à la vapeur d'eau, on pondère la teneur en vapeur d'eau avec une valeur de i comprise entre 1 et 3 : une valeur de 1 signifie que les aérosols se trouvent au dessus de la vapeur d'eau et que leur influence est négligeable ; une valeur de 3 signifie que les aérosols se trouvent en dessous de la vapeur d'eau et que dans ce cas, l'absorption est maximum ; une valeur de 2 correspond à un cas intermédiaire ou l'on considère que la vapeur d'eau absorbe la moitié du signal provenant des aérosols. C'est cette valeur qui est communément utilisée.

Le modèle 6S permet donc d'obtenir des résultats plus précis que le modèle 5S. Toutefois, la précision du modèle varie également en fonction des paramètres d'entrée qui permettent de déterminer la diffusion de Mie, de Rayleigh et la composition gazeuse de l'atmosphère. Si les aérosols ont une large influence sur le rayonnement électromagnétique réfléchi par l'ensemble terre-atmosphère, leur estimation est généralement grossière, ce qui peut conduire à une sous-estimation ou une surestimation des valeurs de réflectance au sol (c'est également le cas lorsque les images ne sont pas corrigées des aérosols).

Nous avons donc choisi, pour cette application, d'utiliser un modèle de correction atmosphérique identique à 6S mais ne comprenant pas la correction des aérosols.

Le modèle utilisé est le suivant :

$$\rho'_{TOC}(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v) = \frac{\frac{\rho_{TOA}(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v)}{T_g^{OG}(\theta_s, \theta_v)} - \rho_r}{T^\downarrow(\theta_s)T^\uparrow(\theta_v)T_{H_2O}(\theta_s, \theta_v, U_{H_2O})}$$

Équation 2-4

La seule différence de ce modèle avec 6S est donc l'omission du calcul de la réflectance des aérosols. Ce modèle a été initié par J. Descloîtres pour effectuer des

corrections atmosphériques d'images MODIS dans le cadre du « MODIS rapid response project » de la NASA (Descloitres *et al.*, 2002). Toutefois, l'application de ce modèle, dans le cadre de notre travail diffère largement de l'application effectuée par J. Descloitres : Ainsi, l'évaluation de la transmission gazeuse a été effectuée pour l'oxygène (O_2), le dioxyde de carbone (CO_2), le méthane (CH_4), le protoxyde d'azote (N_2O) la vapeur d'eau (H_2O), et l'ozone (O_3) pour notre application alors que seuls les effets de l'ozone et de la vapeur d'eau sont corrigés par l'équipe de J. Descloitres, puisque leur objectif est d'effectuer une correction rapide des images permettant leur utilisation en temps réel. D'autre part, la réflectance des molécules est estimée dans le modèle de J. Descloitres en utilisant la pression moyenne au niveau de la mer, soit 1013 hPa. Pour notre étude, la réflectance moléculaire est estimée en utilisant la pression atmosphérique des surfaces issue de modèles météorologiques.

Ainsi, comparé au modèle 6S utilisé par la NASA pour élaborer les produits MODIS et conçu par E. Vermote *et al.* (1997), le modèle utilisé pour cette étude a comme unique différence de ne pas corriger les images des effets des aérosols. Comparé au modèle mis en place par J. Descloitres dans le cadre du programme « MODIS rapid response project », le modèle utilisé prend en considération l'absorption par les différents gaz composant l'atmosphère et pas seulement l'ozone et la vapeur d'eau.

2.2.1.1.2. L'application du modèle 6S adapté

Le modèle appliqué, qui est une adaptation de 6S, vise à corriger les images des effets des principales molécules modifiant le rayonnement électromagnétique pour les 7 premières bandes spectrales du capteur MODIS (visible et infrarouge).

Pour certaines molécules, la composition de l'atmosphère est considérée comme constante. C'est notamment le cas de l'oxygène (O_2), du dioxyde de carbone (CO_2), du méthane (CH_4) et du protoxyde d'azote (N_2O) qui atténuent faiblement le signal, leur quantité variant faiblement dans le temps. En revanche, la composition de l'atmosphère varie très rapidement pour d'autres molécules, en particulier sa teneur en vapeur d'eau (H_2O), en ozone (O_3), en aérosols, ainsi que la pression atmosphérique qui permet d'estimer la diffusion de Rayleigh. L'ozone influence le signal dans le visible (bandes 1, 2 et 3) et sa variabilité est importante. De même, la vapeur d'eau influence le signal pour les longueurs d'ondes supérieures au rouge (bandes 1, 2, 5, 6 et 7). Il est donc nécessaire de réévaluer l'ensemble de ces valeurs pour chaque image.

Le modèle de corrections atmosphériques 6S adapté prend en considération la dynamique de l'atmosphère en corrigeant l'image pixel par pixel, sans appliquer les mêmes paramètres de correction à l'ensemble de l'image. Les paramètres servant à la correction atmosphérique sont donc estimés pour chaque pixel d'une image. Ainsi, les corrections effectuées tiennent compte de l'évolution spatio-temporelle des composants de l'atmosphère,

au cours de la journée et sur une région donnée. Les différentes phases de l'application du modèle de corrections atmosphériques sont présentées dans la figure 2-9.

Les variables nécessaires aux corrections atmosphériques sont les suivantes :

- la pression atmosphérique, permettant de calculer la diffusion de Rayleigh;
- la teneur en vapeur d'eau et en ozone de l'atmosphère pour calculer la transmission gazeuse.

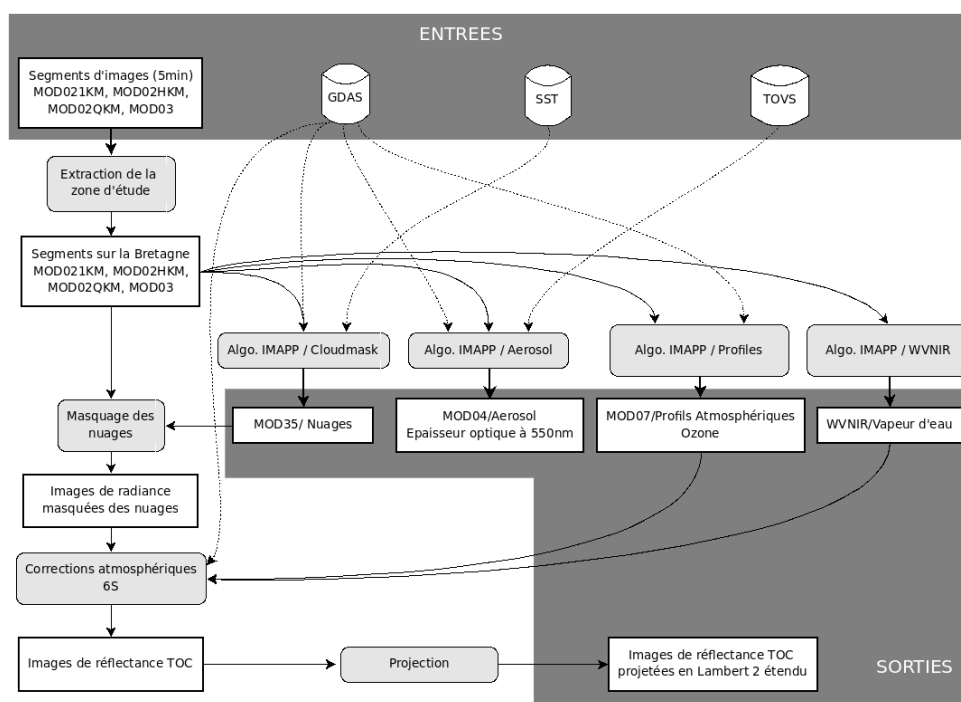


Figure 2-9 - Organigramme des corrections atmosphériques

Différents algorithmes issus des chaînes de traitement d'images MODIS de la NASA et portés à l'ensemble de la communauté scientifique par le SSEC (Space Science and Engineering Center) de l'Université du Wisconsin-Madison (<http://cimss.ssec.wisc.edu/imapp/>) ont servi à déterminer les valeurs des variables indispensables à la correction (Strabala *et al.*, 2003). Ainsi, les quatre algorithmes suivants ont été utilisés :

- IMAPP/Cloudmask : il permet de détecter les nuages et de produire les données MOD35, c'est-à-dire un masque des nuages (Ackerman *et al.*, 1998) ;
- IMAPP/Aerosol : il sert à produire les données MOD04, qui contiennent des informations sur l'épaisseur optique des aérosols (Chu *et al.*, 2002; Remer *et al.*, 2005) ;
- IMAPP/Profiles : il est utilisé pour produire les données MOD07 correspondant à des profils atmosphériques qui contiennent la teneur en ozone (Seemann *et al.*, 2003) ;
- IMAPP/WVNIR : il calcule la teneur en vapeur d'eau de l'atmosphère à une résolution kilométrique (Gao *et al.*, 2003).

Trois types de données externes produites par la NOAA-NCEP (National Oceanic and Atmospheric Administration – National Centers for Environmental Prediction) sont utilisés pour faire fonctionner les algorithmes précédemment cités :

- la température hebdomadaire des océans de Reynolds (Sea Surface Temperature, SST), nécessaire à la détection des nuages (Reynolds, 1988; Reynolds *et al.*, 2002),
- les données quotidiennes du TOVS (TIROS Operational Vertical Sounder), qui permettent d'estimer l'épaisseur optique à 0.55 μ m afin de produire les données MOD04 contenant les différents paramètres des aérosols. Comme les données du TOVS ne sont plus disponibles depuis le 22 mai 2005, pour les données acquises à partir de cette date, l'estimation de la teneur en ozone a été obtenue en utilisant exclusivement les sorties du modèle GDAS (Global Data Assimilation System),
- la situation synoptique issue du modèle GDAS. Ce modèle produit une situation synoptique à l'heure à 00h, 06h, 12h et 18h TU. La situation de 12h TU, la plus proche de l'heure d'acquisition des images MODIS, a été acquise. Ces données ont été utilisées à la fois pour produire les données MOD07, MOD04 et MOD35 (Voir paragraphe suivant). Le modèle GDAS a également été utilisé pour déterminer la pression de surface pour les corrections atmosphériques.

Les données MOD35, MOD07, MOD04 ainsi que la teneur en vapeur d'eau calculée sont réutilisées au sein de l'algorithme de correction atmosphérique afin de déterminer les variables nécessaires aux corrections atmosphériques.

Les données MOD35, soit le masque des nuages, est utilisé pour effectuer un premier masquage des nuages. Celui-ci permet de détecter les nuages à une résolution de 250m. Ainsi, pour chaque pixel à 1 Km de résolution, si un nuage est détecté pour un des pixels sous-jacents à 250 m de résolution, l'ensemble du pixel à 1 Km de résolution est masqué. Ainsi, le modèle 6 S adapté n'est appliqué que sur les pixels non couverts par des nuages.

Les données MOD04 sont ensuite utilisées pour déterminer l'épaisseur optique des aérosols, pour corriger les images de leurs effets. Les données GDAS sont réutilisées pour extraire la pression atmosphérique au moment de l'acquisition des images et ainsi calculer la réflectance moléculaire. Les données MOD07 permettent d'extraire la teneur en ozone, quant au dernier algorithme, IMAPP/WVNIR, il permet d'estimer la teneur en vapeur d'eau. Dans l'objectif de limiter l'impact de la mauvaise estimation des paramètres rentrant en jeu dans les corrections atmosphériques, les images de teneur en ozone et de teneur en vapeur d'eau sont lissées à l'aide d'un filtre moyen.

L'estimation de l'épaisseur optique des aérosols par l'algorithme IMAPP délivre de bons résultats sur les terres émergées, avec un RMS inférieur à 0,1 (Chu *et al.*, 2002). En revanche, pour les régions côtières, le RMS de l'épaisseur optique des aérosols peut être supérieur à 0,3. De ce fait, nous avons choisi de ne pas corriger les images des effets des aérosols afin de ne pas surestimer ou sous-estimer les valeurs de réflectance au sol sur nos images, caractérisées par la présence d'une très importante frange côtière.

L'application du modèle 6S est relativement semblable à celle qui est effectuée dans les chaînes de prétraitements MODIS de la NASA (Vermote *et al.*, 1999) : un code plus simple, qui nécessite moins de paramètres d'entrée que celui mis en place dans les chaînes de traitement de la NASA a été développé. En revanche, la chaîne de traitement appliquée diffère de celle qui a été mise en place par J. Descloîtres pour une utilisation en temps réel des images, la chaîne de traitement appliquée diffère dans la mesure où l'algorithme appliqué ici utilise un certain nombre de données exogènes aux données MODIS : la pression atmosphérique est issue des données GDAS, les teneurs en vapeur d'eau et en ozone ne sont pas considérées comme constantes et sont issues des algorithmes IMAPP. Ceci nécessite un temps de traitement plus long mais peut toutefois être utilisé pour des applications en temps réel à l'échelle régionale.

2.2.1.2. Les corrections géométriques

Une fois les corrections atmosphériques appliquées, les images ont été corrigées géométriquement en utilisant les informations de géoréférencement contenues dans les données MOD03. Les données ont été projetées en Lambert 2 étendu en utilisant une interpolation bilinéaire. Les différentes bandes spectrales ont été projetées à leur résolution respective, soit les bandes rouges et proche infrarouge (bandes 1 et 2) à 250 m de résolution spatiale et les bandes bleu, vert, proche infrarouge et moyen infrarouge (bandes 3 à 7) à 500 m de résolution spatiale.

2.2.2. Reconstruction des séries temporelles

Une fois les images corrigées de l'atmosphère et transposées dans un système de projection connues, les premiers traitements temporels ont été appliqués. L'objectif est alors de reconstruire les séries temporelles pour s'affranchir de l'ensemble des « artefacts » visibles sur les images, soit principalement les nuages ainsi que leurs ombres portées.

Cette phase de prétraitement comprend deux étapes. La première consiste à identifier et masquer l'ensemble des valeurs ne correspondant pas aux surfaces terrestres (nuages, ombres...). La seconde a pour objectif d'estimer les valeurs manquantes en les remplaçant par les valeurs les plus proches de ce qui peut être distingué au sol, afin d'obtenir des images sans

discontinuités spatiales et temporelles. Dans ce travail, la constitution de séries temporelles d'images satellitales a été envisagée différemment des méthodes habituellement utilisées. Ces dernières consistent à calculer une synthèse d'images à partir de plusieurs images disponibles sur une période prédéfinie. L'utilisation de données acquises dans différentes conditions d'observations crée des effets de segmentation menant à de fausses détections. En outre, le nombre d'images disponibles pour une période prédéfinie est parfois nul ou insuffisant pour constituer une synthèse d'images contenant une information sur l'évolution des surfaces terrestres. En conséquence, une autre méthode a été envisagée. Toutes les images disponibles sur la Bretagne dans la série temporelle journalière ont été utilisées. Les valeurs manquantes, correspondant à des nuages ou des ombres, ont été d'abord éliminées et ensuite remplacées par des estimations. Les images obtenues ne correspondent donc pas à des synthèses mais à des images journalières dont les données manquantes ont été estimées.

La méthode de reconstruction des séries temporelles a été élaborée par B. Abdel Latif sous la direction de Grégoire Mercier (Equipe TIME CNRS UMR 2872 TAMCIC du département ITI de l'ENST de Bretagne); son application a été menée conjointement par B. Abdel Latif et R. Lecerf.

2.2.2.1. Masquage et sélection des images non bruitées

Les données images corrigées de l'atmosphère ont été préalablement masquées en utilisant le masque nuage issu des données MOD35. L'algorithme utilisé pour produire les images MOD35 ne permet pas de détecter les nuages bas, les nappes de brouillard, ainsi que les ombres associées à la couverture nuageuse. Un second filtrage a donc été appliqué aux images afin d'éliminer ces bruits.

Le second filtrage est inspiré des boîtes à moustaches ou graphiques en boîtes (Abdel Latif *et al.*, 2006a; Abdel Latif *et al.*, 2006b). Pour chaque série temporelle, la médiane et l'intervalle interquartile sont calculés sur l'ensemble des valeurs n'étant pas notées comme nuageuses avec le premier masque issu des données MOD35. On recherche donc parmi l'ensemble des valeurs x_i d'une série temporelle la valeur médiane correspondant au centre de la distribution soit :

$$Q2 = x_{\left(\frac{n+1}{2}\right)}$$

Équation 2-5

Où n correspond au nombre de valeurs de la série.

On détermine par la suite l'intervalle interquartile (IQR) de la série temporelle soit :

$$IQR = Q3 - Q1 = x_{\left(\frac{n+1}{4} \times 3\right)} - x_{\left(\frac{n+1}{4}\right)}$$

Équation 2-6

Afin d'éliminer les valeurs correspondant à des nuages, la méthode a été appliquée à la bande spectrale du bleu (bande 3 du capteur MODIS), celle-ci étant sensible aux conditions atmosphériques. De même, dans l'objectif d'éliminer les ombres, cette méthode a été appliquée à la bande du moyen infrarouge (bande 6 du capteur MODIS). La présence de nuages augmente les valeurs de réflectance dans la bande spectrale du bleu. A l'inverse, la présence d'ombres contribue à une diminution des valeurs de réflectance dans la bande spectrale du moyen infrarouge.

Les nuages sont détectés sur une série temporelle en déterminant si la valeur de réflectance dans la bande spectrale du bleu est supérieure à la médiane moins l'intervalle interquartile de la série. De même, les ombres sont identifiées lorsque les valeurs de réflectance de la bande du moyen infrarouge sont inférieures à la médiane moins l'intervalle interquartile de la série. Les données aberrantes étant distantes du centre de la distribution, l'intervalle interquartile est pondéré par un coefficient multiplicateur m . Les données aberrantes sont donc déterminées de la manière suivante :

Si $x_{i\text{ bleu}} > Q2_{\text{bleu}} + m_{\text{bleu}} \times IQR_{\text{bleu}}$ ou $x_{i\text{ mir}} < Q2_{\text{mir}} - m_{\text{mir}} \times IQR_{\text{mir}}$, x_i est identifiée comme étant un nuage ou une ombre.

Afin de conserver les valeurs de réflectance correspondant à des changements abrupts d'occupation et d'utilisation du sol notamment dans le cas d'inondations, les valeurs aberrantes correspondant à des nuages et à des ombres portées ont été identifiées pour des séries temporelles de 20 images consécutives. Pour cela, le coefficient multiplicateur de l'intervalle interquartile m_{bleu} a été fixé à 0,8, la bande du bleu étant sensible essentiellement aux conditions atmosphériques. Le coefficient multiplicateur de l'intervalle interquartile m_{mir} utilisé a quant à lui été fixé à 1,5, la bande du moyen infrarouge étant également sensible à l'humidité des surfaces terrestres.

Les images ont ensuite été sélectionnées pour ne conserver dans la série temporelle que les images couvrant au minimum 25 % du territoire étudié sans couverture nuageuse. En outre, seules les images ayant des angles de visées inférieurs à 40 ° ont été retenues, afin de limiter l'impact des effets directionnels sur les données utilisées. Les images n'ont pas été corrigées des effets directionnels, ces corrections nécessitant un nombre minimum d'observations mensuelles élevé, ce qui est rarement le cas sur la Bretagne (Roujean *et al.*, 1992). Au final, sur la période d'étude (mars 2000-avril 2008) après ces phases de sélections successives, 337 images ont été retenues sur les 393 images acquises. Dans le cas où toutes les images enregistrées par MODIS auraient été acquises, soit 2555 images, les images retenues au final représenteraient 13% du total. L'ensemble de l'étape de filtrage des données MODIS est répertorié dans la figure 2-10.

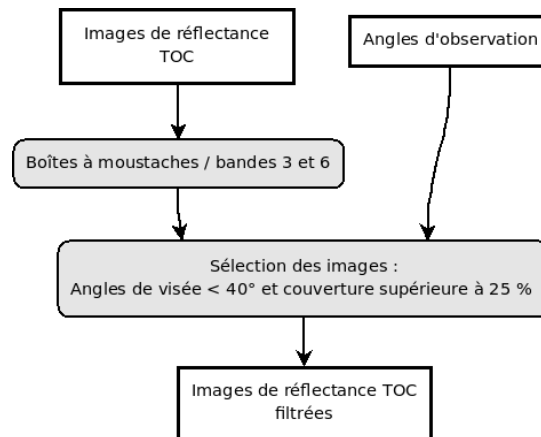


Figure 2-10 - Organigramme de l'étape de filtrage des images avant reconstruction.

2.2.2.2. Estimation des valeurs manquantes dans les images

Les valeurs manquantes identifiées sur les séries temporelles d'images moyenne résolution MODIS doivent par la suite être estimées afin de constituer des séries temporelles homogènes et sans discontinuités. Deux méthodes ont été utilisées, conjointement ou séparément, afin d'estimer les valeurs manquantes. La première méthode présentée, qui est inspirée de l'intelligence artificielle, est une méthode de classification de données non-supervisée basée sur les réseaux de Kohonen. La seconde méthode utilisée est une fonction de régularisation utilisant des estimateurs robustes.

2.2.2.2.1. Les réseaux de Kohonen

L'objectif de cet algorithme, développé par l'équipe TIME de l'ENST-Brest, est de classifier les données d'entrée en utilisant les cartes auto-organisatrices de Kohonen, méthode non-supervisée de classification, et d'estimer les valeurs manquantes d'une série à partir de la valeur du centrale de la classe la plus proche. Les classes sont définies en utilisant un échantillon d'entraînement ne comportant que des données sans valeurs manquantes pour un nombre d'observations prédéfinies. Par la suite, les données d'entrée dans lesquelles des observations sont manquantes sont classifiées. Une fois la classe déterminée, les valeurs manquantes sont estimées en utilisant une valeur proche de la valeur moyenne de la classe de la donnée d'entrée (Abdel Latif *et al.*, 2008). Deux étapes peuvent donc être distinguées dans cet algorithme : la première consiste à classifier les données d'entrée et à déterminer différentes classes de séries temporelles (Apprentissage du réseau), tandis que la seconde vise à estimer les valeurs manquantes.

2.2.2.2.1.1. Apprentissage du réseau

Les cartes auto-organisatrices de Kohonen sont des méthodes de classifications neuronales non-supervisées qui ont été appliquées à plusieurs reprises aux images de

télédétection (Ji, 2000; Kohonen, 1990; Kohonen, 2001). L'objectif est ici de déterminer différentes classes sur un jeu de données à partir d'un échantillon d'entraînement. Une carte de Kohonen est une représentation d'un jeu de données défini dans un espace $\mathbf{R}^n$ à plusieurs dimensions vers un espace à deux dimensions. La carte de Kohonen est définie par un nombre M de neurones correspondant chacun à une classe et dont la taille est défini préalablement. Chaque neurone m est défini par un vecteur de référence $C_m \in \mathbf{R}^n$ correspondant au centre d'une classe. Chaque entrée du jeu de données à classifier est définie comme un vecteur $x \in \mathbf{R}^n$. Le vecteur x est comparé à l'ensemble des vecteurs C_m et le neurone gagnant, soit la classe attribuée au vecteur d'entrée, sera celui dont la distance entre x et C_m est minimale. m_x correspond à l'emplacement du neurone gagnant sur la carte de Kohonen et est déterminé comme le neurone présentant la distance euclidienne minimale entre le vecteur x et le vecteur C_{m_x} soit :

$$\|x - C_{m_x}\|$$

Équation 2-7

Durant le stade d'apprentissage, les neurones de la carte de Kohonen décrits par un vecteur C_m sont appris en utilisant les différentes entrées x correspondant aux échantillons d'apprentissage. La valeur du vecteur C_m est définie comme la limite de convergence du processus d'apprentissage. La valeur initiale de $C_m(0)$ est définie de manière aléatoire et calculée par la suite de la manière suivante :

$$C_m(t+1) = C_m(t) + h_{m,m_x}(t)[x(t) - C_m(t)]$$

Équation 2-8

Où t correspond au temps, soit le nombre d'itérations déjà effectuées lors du processus d'apprentissage,

$h_{m,m_x}(t)$ est le noyau de voisinage (le nombre de voisins à prendre en considération lors de l'apprentissage du réseau) et défini de la manière suivante :

$$h_{m,m_x}(t) = h(d(m, m_x), t)$$

Équation 2-9

Où $d(m, m_x)$ est la distance entre l'emplacement de C_m et du neurone gagnant C_{m_x} , et m_x correspond à l'emplacement sur la carte de Kohonen de celui-ci.

Lorsque le nombre d'itérations t ou la distance entre le neurone testé et le neurone gagnant $d(m, m_x)$ augmentent, $h_{m,m_x}(t)$ est strictement décroissant et tend vers 0. Autrement

dit, le noyau de voisinage diminue en fonction du nombre d'itérations pour définir de plus en plus précisément les vecteurs C_m afin que ceux-ci correspondent au mieux au jeu de données.

$$h_{m,m_x}(t) = \begin{cases} \alpha(t) \exp\left(-\frac{d(m,m_x)}{2\sigma^2(t)}\right) & \text{si } m \in N_{m_x}(t), \\ 0 & \text{si } m \notin N_{m_x}(t) \end{cases}$$

Équation 2-10

Où $\alpha(t)$ définit la vitesse d'apprentissage du réseau; il est compris entre 0 et 1.

L'index du voisinage de m_x est dénoté $N_{m_x}(t)$. La valeur de $\alpha(t)$ et le rayon de $N_{m_x}(t)$, soit $\sigma(t)$, sont généralement strictement décroissants en fonction du nombre d'itérations afin de réduire la dimension du noyau de voisinage. Pour obtenir une convergence certaine, $\alpha(t)$ doit vérifier :

$$\sum_{t=0}^{+\infty} \alpha(t) = +\infty, \quad \text{et} \quad \sum_{t=0}^{+\infty} \alpha(t)^2 = A < +\infty,$$

Équation 2-11

Où $\sigma(t)$ définit la dimension du voisinage, soit le rayon de $N_{m_x}(t)$.

Les valeurs initiales de α et σ , soit α_0 et σ_0 , ont ici été utilisées avec une valeur de 0,02 pour α_0 et de 2 pour σ_0 , pour l'application aux séries temporelles d'images MODIS. Par la suite, $\alpha(t)$ et $\sigma(t)$ sont définies de la manière suivante, en fonction de l'itération en cours et du nombre total d'itérations :

$$\alpha(t) = \alpha_0 \left(\frac{T-t}{T} \right) \quad \text{et} \quad \sigma(t) = \sigma_0 \left(\frac{T-t}{T} \right)$$

Équation 2-12

Où T est le nombre total d'itérations du processus d'apprentissage.

A la fin de l'apprentissage, le noyau de voisinage est proche de 0, le vecteur C_m est alors proche de la valeur moyenne de la classe. L'estimation sera donc d'autant plus précise que les classes sont homogènes et montrent une forte séparabilité. Une carte de Kohonen est obtenue en sortie, ce qui permet par la suite de classer les profils de séries temporelles et d'estimer les valeurs manquantes à partir d'une valeur proche de la valeur moyenne de la classe.

2.2.2.2.1.2. Estimation des valeurs manquantes

Dans un premier temps, une classification en M classes des données d'entrées est effectuée à partir de la carte de Kohonen déterminée précédemment à l'aide d'échantillons d'entraînement. Les vecteurs ayant des données manquantes sont associés au neurone le plus proche de la carte de Kohonen précédemment définie en utilisant soit la distance euclidienne soit d'autres mesures de distances. Le neurone gagnant, soit la classe correspondant à une

série temporelle traitée, correspond à celui qui présente la distance minimale entre x et C_m . Dans cette étude, une autre mesure de distance a été utilisée, en déterminant l'emplacement de m_x de la manière suivante :

$$\|x^a - C_{m_x}^a\|^b$$

Équation 2-13

Une fois la classe d'un profil temporel déterminée, les données de ce profil sont remplacées par les valeurs du vecteur C_{mx} correspondant au centre de la classe.

La détermination du neurone gagnant de chaque profil temporel a été effectuée à partir des distances suivantes :

- la distance euclidienne,
- la distance présentée en équation 2-13 avec les paramètres suivants :
 - $a = 0.3333$ et $b = 1$,
 - $a = 0.5$ et $b = 1$,
 - $a = 0.5$ et $b = 2$.

2.2.2.2.1.3. Application de la reconstruction

L'application des deux phases de reconstruction à l'ensemble des séries temporelles a nécessité une automatisation du procédé de reconstruction, afin de limiter les temps de traitement et envisager l'application à des séries temporelles couvrant l'ensemble de la Bretagne. Ainsi, les données filtrées précédemment sont utilisées en entrée du réseau de neurones et servent également à la constitution d'échantillons d'entraînement. La série temporelle est traitée par lots de 10 images. La sélection des signatures spectrales nécessaires à la reconstruction s'effectue automatiquement. Seules les observations complètes sur 10 dates sont retenues pour extraire un échantillon de signatures spectrales. Le masque précédemment obtenu pour identifier les valeurs de réflectance aberrantes décrit dans la partie 2.2.2.1 est alors utilisé. Il a été choisi de constituer des échantillons d'entraînement contenant au minimum 10000 signatures temporelles. Si sur les 10 images, moins de 10000 signatures spectrales sont disponibles, une itération est effectuée en enlevant l'image pour laquelle le moins d'observations sont disponibles. L'algorithme procède à une première reconstruction avant d'insérer l'image enlevée précédemment de la série et de procéder à une seconde reconstruction. Si plus de 20000 signatures spectrales sont disponibles pour une série de 10 images, les signatures sont alors sélectionnées aléatoirement afin de garantir leur hétérogénéité.

Les paramètres du réseau de neurones ont été adaptés afin de limiter le temps de traitement et obtenir des résultats convenables. Une carte de Kohonen ayant une dimension de 30x20 neurones a été utilisée, représentant ainsi 600 classes différentes. Les temps de traitement varient largement en fonction de la taille de la carte de Kohonen. A titre indicatif,

le temps de traitement est multiplié par quatre entre un réseau d'une taille de 18x14 et d'un réseau de 50x20 neurones et ce pour le traitement de 10 images consécutives au sein de la série. 10 images couvrant la Bretagne sont traitées en approximativement 1 heure pour un réseau de 50x20, contre 30 minutes pour un réseau de 30x20 neurones.

2.2.2.2.2. Les fonctions de régularisation robustes

2.2.2.2.2.1. Méthode

Cette seconde méthode utilisée pour estimer les valeurs manquantes au sein des séries temporelles de réflectance consiste à enlever les différents bruits résiduels des séries temporelles de réflectance constituées. La méthode consiste en une fonction de coût dans laquelle a été inséré un estimateur robuste. Elle a été mise au point par T. Corpetti et a fait l'objet d'une application sur les séries temporelles MODIS (Corpetti, 2002; Lecerf *et al.*, 2005).

La série temporelle reconstruite $y(t)$ doit être la plus proche possible des observations enregistrées par le capteur $x(t)$. La série reconstruite doit lisser les profils de la série $x(t)$ de manière à éliminer de faibles variations ne relevant pas des changements d'occupation et d'utilisation du sol mais de changements atmosphériques ou d'angles de visée. Dans cet objectif, on utilise une fonction de coût permettant de minimiser l'écart entre la série reconstruite $y(t)$ et la série $x(t)$:

$$\min_y \left\{ \int_{t \in T} [y(t) - x(t)]^2 dt + \alpha \int_{t \in T} \left[\frac{dy(t)}{dt} \right]^2 dt \right\}$$

Équation 2-14*

La première partie de la fonction, nommée le terme d'observation, tend à trouver une solution y dont l'écart avec x est minimal. La seconde partie de l'équation 2-14, correspondant au terme de régularisation, a pour objectif de lisser la série temporelle. On cherche donc à minimiser la dérivée de y pour s'affranchir de fortes variations temporelles. α est un facteur déterminant la priorité de la fonction de régularisation : plus il augmente, plus la fonction est lissée et inversement.

La fonction de coût ainsi exposée n'est pas adaptée à éliminer de fortes variations des profils de réflectance causées par la présence de nuages ou d'ombres, les données aberrantes ayant un poids important dans la minimisation de la fonction de coût. Une fonction de pénalisation robuste a donc été employée sur le terme d'observation de l'équation 2-14 plutôt qu'une fonction quadratique (Corpetti, 2002). La fonction utilisée est donc de la forme :

$$\min_y \left\{ \int_{t \in T} \Phi[y(t) - x(t)] dt + \alpha \int_{t \in T} \left[\frac{dy(t)}{dt} \right]^2 dt \right\}$$

Équation 2-15

Où Φ est un estimateur robuste.

Les estimateurs robustes sont une méthode inspirée des statistiques robustes. L'objectif de leur utilisation est ici de pénaliser les données aberrantes et de réduire leur poids dans la fonction de coût par rapport à l'utilisation d'une fonction quadratique. Lorsque $[y(t) - x(t)]$ est faible, la valeur de la fonction Φ tend à être identique à l'utilisation d'une fonction quadratique. Lorsque l'erreur $[y(t) - x(t)]$ augmente, Φ minimise son poids dans le calcul de $y(t)$. Ainsi, on pénalise le poids des observations incohérentes.

Toutefois, la fonction de coût exprimée dans l'équation 2-14 n'est pas convexe, la pénalisation - même si elle est minimisée par rapport à une fonction quadratique- tendant à augmenter le poids des valeurs aberrantes. L'objectif est donc de minimiser au maximum le poids des fortes erreurs. Pour cela, les M-estimateurs utilisant des fonctions quadratiques et fondés sur le théorème de Geman-Reynolds ont été utilisés (Geman *et al.*, 1992).

En fonction de ce théorème, l'équation 2-15 peut être réécrite de la manière suivante :

$$\min_{y,z} \left\{ \int_{t \in T} z(t)[y(t) - x(t)]^2 + \phi(z(t)) dt + \alpha \int_{t \in T} \left[\frac{dy(t)}{dt} \right]^2 dt \right\}$$

Équation 2-16

Lorsque z est donné, la minimisation de cette dernière équation est convexe. Lorsque y est donné, la variable auxiliaire z est donnée par :

$$z^*(y(t)) = \frac{\Phi'(y(t) - x(t))}{2(y(t) - x(t))}$$

Équation 2-17

La minimisation alternative de y et z est répétée jusqu'à convergence du processus. La variable auxiliaire z introduite informe sur la validité des observations correspondantes. Cette stratégie est nommée IRLS (Iterative Reweighted Least Squares). Ici la fonction de pénalisation de Geman/Mc-Clure a été utilisée (Geman *et al.*, 1992) :

$$\Phi(y) = \frac{y^2}{\sigma^2 + y^2}$$

Équation 2-18

Où σ est un paramètre contrôlant la forme de la fonction de pénalisation. Plus σ diminue, plus la pénalisation est restrictive.

La variable auxiliaire z est alors calculée par la fonction analytique :

$$z^*(y) = \frac{\Phi'(y)}{2y} = \frac{\sigma^2}{(\sigma^2 + y^2)^2}$$

Équation 2-19

2.2.2.2.2. Application

Les fonctions robustes permettent de traiter l'ensemble des séries temporelles sans discontinuités. L'ensemble des images constituant la série est donc traité en une seule fois, contrairement au réseau de Kohonen. Toutefois l'utilisation des fonctions robustes nécessite au préalable d'avoir des acquisitions d'images à fréquence régulière. L'acquisition des images dépendant de la couverture nuageuse et d'autres paramètres, il a donc été nécessaire de constituer des séries temporelles avec des images acquises à fréquence régulière. Une interpolation linéaire a donc été effectuée dans un premier temps pour estimer une image manquante à l'origine tous les 10 jours sur la Bretagne. Après interpolation, les fonctions robustes sont utilisées. Le coefficient α utilisé est égal à 1 et le coefficient de régularisation des observations σ est aussi égal à 1.

2.2.2.2.3. Stratégies d'application des deux méthodes de reconstruction

Quatre stratégies de reconstruction des séries temporelles de réflectance MODIS ont été utilisées à partir des deux méthodes présentées précédemment. Pour chacune des stratégies adoptées, les bandes spectrales ont été reconstruites une à une, sans prendre en considération leur dimension spectrale. La reconstruction a donc été appliquée aux bandes 1 à 7 du capteur MODIS.

Les méthodes fondées sur les réseaux de Kohonen **(a)** et sur les fonctions de régularisation robustes **(b)** ont été utilisées afin de créer des séries temporelles reconstruites d'abord indépendamment l'une de l'autre, puis conjointement. Dans le deuxième cas, deux autres stratégies ont été appliquées : les fonctions robustes ont été utilisées soit dans l'objectif d'extraire des signatures permettant l'apprentissage du réseau de neurones et l'estimation des valeurs manquantes **(c)**, soit pour lisser les séries temporelles après une reconstruction utilisant les réseaux de neurones **(d)** (Figure 2-11).

La troisième stratégie de reconstruction **(c)** a été appliquée dans le simple objectif de lisser les séries temporelles reconstruites après utilisation du réseau de Kohonen. Après une reconstruction à l'aide du réseau de neurones, les séries temporelles de réflectance ont été interpolées tous les 10 jours et lissées à l'aide des fonctions robustes. Les paramètres du réseau et des fonctions robustes sont identiques à ceux présentés précédemment.

La quatrième stratégie de reconstruction **(d)** a été adoptée dans l'objectif d'éviter (1) l'insertion de signatures spectrales contenant des artefacts au sein de la carte de Kohonen, et

(2) les itérations de la reconstruction lorsqu'un nombre insuffisant de signatures est trouvé pour 10 images consécutives. Dans un premier temps, les séries temporelles ont été reconstruites à l'aide de fonctions robustes. La méthode présentée précédemment utilisant les fonctions robustes consiste à reconstruire une série temporelle interpolée tous les 10 jours. Afin d'extraire des signatures correspondant aux dates d'acquisition de l'image, les séries ont été dans un premier temps interpolées avec une fréquence d'acquisition de 10 jours et après lissage avec les fonctions robustes, une nouvelle interpolation a été effectuée pour reconstruire la série temporelle aux dates d'acquisition. Cette série temporelle a été utilisée pour entraîner le réseau de neurones. Les signatures spectrales sont alors sélectionnées en fonction du nombre d'acquisitions cohérentes sur les 10 images consécutives. Des signatures avec plus de 80 % d'observations réelles sont ainsi sélectionnées automatiquement. Les paramètres du réseau de Kohonen sont identiques à ceux présentés dans la partie 2.2.2.2.1.3.

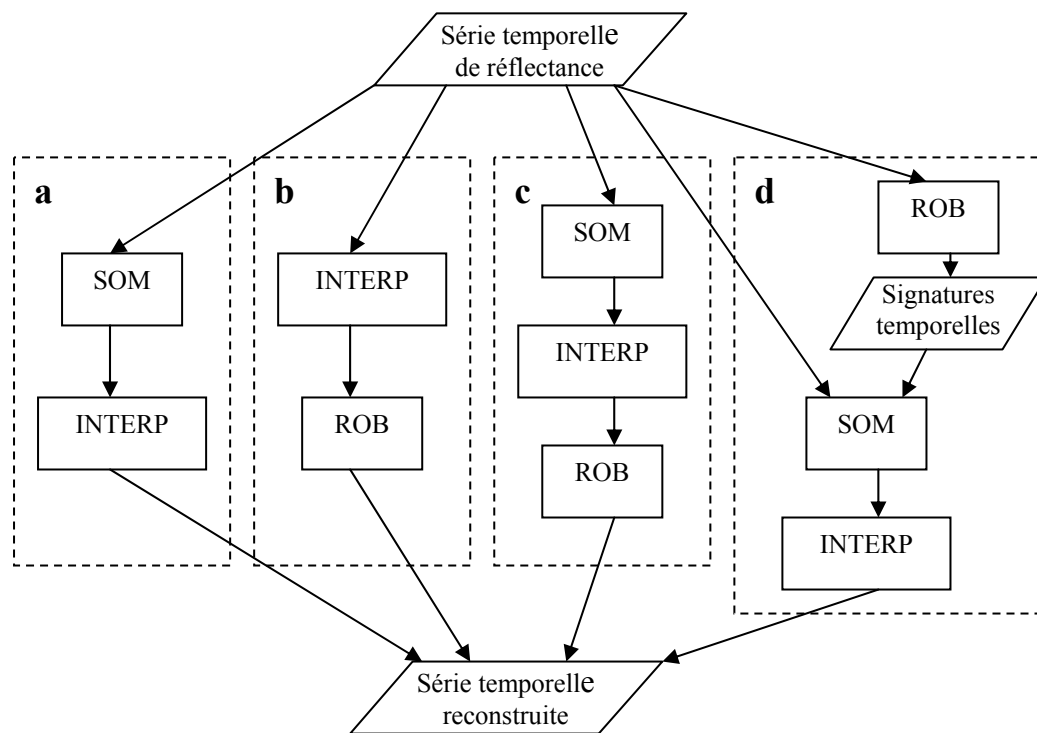


Figure 2-11 - Différentes stratégies de reconstruction utilisés pour l'étude. SOM : Reconstruction à l'aide des cartes auto-adaptatives de Kohonen, ROB: Reconstruction à l'aide des fonctions robustes, INTERP : interpolation linéaire.

La méthode d'estimation des valeurs manquantes à l'aide du réseau de Kohonen peut s'affranchir d'acquisitions à fréquence régulière et permet de reconstruire ainsi chacune des images d'une série temporelle. Toutefois les traitements de séries temporelles exposés dans le chapitre 2.3 nécessitent quant à eux des séries temporelles avec une fréquence d'acquisition régulière. Ainsi, chacune des reconstructions effectuées a nécessité *a priori* ou *a posteriori* l'utilisation d'une interpolation linéaire permettant de créer une image tous les 10 jours.

2.2.3. Amélioration du contenu radiométrique et de la résolution spatiale des images

Le capteur MODIS enregistre des données à différentes résolutions spatiales allant de 250 m à 1000 m. Par ailleurs, un pixel est la représentation d'une cible au sol dont la forme est circulaire ou ovoïde, suivant la direction de visée du capteur, ce qui tend à créer des effets de voisinage. Cette partie des prétraitements a pour objectif de limiter l'impact de la fonction de transfert du capteur en restaurant l'information radiométrique contenue dans les images, tout en homogénéisant leur résolution spatiale. Elle comprend deux phases successives de déconvolution et d'interpolation.

2.2.3.1. La déconvolution des images

La fonction de transfert du capteur MODIS tend à lisser les images et à créer des effets de voisinage (Huang et al., 2002; Townshend et al., 2000). Un pixel MODIS d'une résolution de 250 m est enregistré sur une surface circulaire d'un diamètre de 500 m, soit un rayon de 250 m par rapport au centroïde du pixel. Chaque objet, suivant sa position par rapport au centroïde du pixel ne participe pas également aux valeurs de réflectance d'un pixel. La réponse du capteur est gaussienne, ce qui implique que les objets se trouvant au centre du pixel ont un poids plus important que les objets se trouvant en périphérie du pixel. D'autre part, une même surface située en bordure d'un pixel est enregistrée sur deux pixels voisins.

En conséquence, un filtre passe-haut a été appliqué sur chacune des 7 bandes spectrales des images, afin de limiter l'impact de la fonction d'étalement de point du capteur sur les données. Le filtre passe-haut utilisé, qui accentue le contraste des images tout en conservant des valeurs représentatives des réflectances au sol (Huang *et al.*, 2002; Lecerf *et al.*, 2006), est le suivant.:

-0.0214 x x(i-1;j-1)	-0.1035 x x(i;j-1)	-0.0214 x x(i+1;j-1)
-0.1035 x x(i-1;j)	1.4996 x x(i;j)	-0.1035 x x(i;j+1)
-0.0214 x x(i-1;j+1)	-0.1035 x x(i;j+1)	-0.0214 x x(i+1;j+1)

Figure 2-12 - Filtre passe-haut utilisé pour limiter l'impact de la fonction de transfert du capteur MODIS

Le filtre passe-haut a été appliqué après la reconstruction des images, car les méthodes de reconstruction des séries temporelles utilisées ont tendance à améliorer l'information radiométrique pour les images dont les angles zénithaux de visée sont éloignés du nadir et inversement à dégrader l'information pour les images acquises au nadir. Notons que ce filtre

permet de conserver l'intégrité des images et que la distribution des valeurs de réflectance est inchangée après le passage du filtre.

2.2.3.2. L'Interpolation des images

La résolution spatiale des bandes spectrales des images MODIS n'est pas uniforme : elle est de 250 m pour les deux premières bandes et de 500 m pour les autres (bandes 3 à 7). La résolution spatiale des bandes spectrales doit cependant être uniformisée, notamment pour déterminer les variables biophysiques.

De manière générale, les méthodes de fusion de données ne permettent pas la conservation de l'information radiométrique contenue dans les images et ont tendance à la dégrader (Chavez *et al.*, 1991; Garzelli *et al.*, 2004; Ranchin *et al.*, 2000). Afin de conserver l'information radiométrique des images, une interpolation bilinéaire a été appliquée sur l'ensemble des bandes spectrales à 500 m de résolution spatiale pour les restituer à la résolution spatiale la plus fine, à 250 m.

2.2.4. Extrapolation des séries temporelles de réflectance

Les séries temporelles de réflectance constituées par les trois phases de prétraitements qui précèdent couvrent une période allant du 6 mars 2000 au 10 avril 2008. Afin de limiter les effets de bordure dans les phases ultérieures de traitements des séries temporelles (classification et extraction de métriques temporelles), nous avons fait le choix d'effectuer des prédictions de l'évolution des valeurs de réflectance en-deçà et au-delà de la période d'acquisition.

Ainsi, les séries temporelles ont été complétées par une simulation de l'évolution des valeurs de réflectance sur une période d'un an en début et en fin de série. Les simulations ont été effectuées en utilisant le réseau de Kohonen exposé en partie 2.2.2.2.1. La simulation des images comprend au préalable les étapes suivantes :

- Sélection des images d'entraînement : le réseau de Kohonen réadapté pour effectuer les simulations des valeurs de réflectance prend en entrée une période équivalente à la moitié d'une année, soit 18 acquisitions reconstruites à 10 jours d'intervalle. L'objectif est de simuler à partir de ces 18 images d'entrée une année d'acquisition précédent ou suivant la période d'acquisition. Nous avons volontairement choisi de ne pas prendre une année complète d'acquisitions pour effectuer les simulations, afin de ne pas recréer des simulations identiques à l'année précédant la simulation. D'autre part, le réseau de Kohonen nécessite des ressources informatiques importantes et des simulations utilisant en tout 54 images nécessitent plus d'1Go de mémoire.
- Extraction des signatures spectrales : le procédé d'extraction des signatures spectrales

permettant l'entraînement du réseau et la constitution de la carte de Kohonen pour l'estimation des valeurs de réflectance est le suivant : les signatures spectrales ont été extraites sur l'ensemble de la période d'acquisition afin de garantir l'hétérogénéité des signatures spectrales extraites, la couverture végétale étant sensible à la variabilité climatique. Pour chaque année, 7000 signatures spectrales ont été extraites aléatoirement sur une période d'1 an et demi couvrant la même période que celle servant à effectuer les simulations. Au total, plus de 50000 signatures ont été utilisées pour effectuer les simulations.

- Choix de la dimension de la carte de Kohonen : elle a été fixée à 30x20 neurones pour garantir la représentativité des différentes classes d'occupation du sol et limiter les temps de traitements. Les autres paramètres du réseau, notamment la longueur de l'apprentissage, sont identiques à ceux qui ont été utilisés pour la reconstruction des séries temporelles.
- Choix de la mesure de distance utilisée pour effectuer les simulations : la distance retenue est celle exposée en équation 2-13 avec $a=0.3333$ et $b=1$.

La simulation des valeurs de réflectance a été calculée à partir des 18 images de début et de fin de période d'acquisition. En sortie, on obtient une série temporelle avec une année d'acquisition simulée en fin et en début de période, soit une série temporelle d'images de réflectance allant du 12 mars 1999 au 1^{er} avril 2009. Au final, la série temporelle d'images de réflectance totalise, avec ces images prédites, 368 images.

Synthèse : Les prétraitements des séries temporelles d'images à moyenne résolution

Après ces différentes phases de prétraitement, des séries temporelles de réflectance à 250 m de résolution spatiale et échantillonnées avec une répétitivité de 10 jours ont été constituées pour les bandes spectrales 1 à 7 du capteur MODIS.

Les prétraitements appliqués aux images MODIS journalières acquises à un niveau de prétraitement L1B comprennent :

- des corrections atmosphériques à l'aide du modèle 6S sans correction de la diffusion de Mie (aérosols) ;
- une correction géométrique et une interpolation dans le système de projection Lambert 2 étendu ;
- un masquage des variations des valeurs de réflectance non relatives à l'évolution des surfaces terrestres (nuages et ombres portées) ;
- une estimation des valeurs manquantes sur l'ensemble des séries temporelles ainsi qu'une interpolation avec un pas d'échantillonnage de 10 jours d'intervalle ;
- une amélioration du contenu radiométrique des images et une interpolation à 250 m de résolution pour les images acquises à 500 m de résolution spatiale ;
- une simulation des séries temporelles de réflectance avant le début et après la fin des acquisitions par le capteur MODIS.

L'ensemble de cette chaîne de prétraitements a été développé en langage C à partir d'un ensemble de bibliothèques ou de programmes déjà existants et sous licence d'utilisation GNU. Ils sont donc libres.

Ces phases de prétraitement peuvent paraître longues et fastidieuses. Toutefois, elles conditionnent fortement la qualité des résultats finaux et peuvent entraîner, si elles sont mal effectuées, des erreurs de surestimation ou de sous-estimation des changements, tant sur le plan de leur existence et de leur intensité, que de leur localisation. C'est la raison pour laquelle nous avons choisi de reconstituer les séries d'images de réflectance à partir desquelles seront calculées les synthèses d'indices de végétation et les variables biophysiques, plutôt que d'utiliser les produits MODIS prétraités déjà disponibles, qui présentent des artefacts.

Chapitre 2.3. Traitement des séries temporelles

L'objectif de ce chapitre est d'exposer le traitement des séries temporelles après reconstruction, pour extraire les informations relatives aux changements d'occupation et l'utilisation du sol sur la Bretagne, plus précisément sur l'évolution de la couverture hivernale des sols ainsi que des céréales et des prairies. Il comprend d'une part l'estimation de variables biophysiques à partir de l'application des modèles de transfert radiatif PROSPECT et SAIL, ce qui permet une interprétation des séries temporelles de réflectance au sol, et d'autre part la mise en œuvre de méthodes de détection de changements sur ces variables biophysiques, en l'occurrence les classifications qui permettent de déterminer et localiser les changements d'occupation et d'utilisation des sols, le calcul de métriques temporelles ainsi que l'extraction de profils moyens de variables biophysiques qui servent respectivement à caractériser finement les variations de la végétation à partir de critères phénologiques, et à expliquer ces variations, notamment en fonction de paramètres climatiques.

2.3.1. Détermination de variables biophysiques

Les séries temporelles de réflectance ne permettent pas d'interpréter correctement les variations de la couverture végétale. Le rayonnement électromagnétique réfléchi par les surfaces terrestres et enregistré par un capteur situé sur une plate-forme spatioportée étant largement dépendant de la couverture végétale, il est possible d'en dériver des variables biophysiques qui facilitent l'interprétation des séries d'images.

Cette partie a pour objectifs de (1) justifier le choix du modèle de transfert radiatif utilisé pour l'inversion de séries temporelles de réflectance MODIS, (2) décrire le modèle utilisé et (3) de présenter son application aux séries temporelles de réflectance MODIS reconstruites.

2.3.1.1. Choix du modèle de transfert radiatif : PROSPECT+SAIL

Le rayonnement électromagnétique renvoyé vers un capteur placé à l'extérieur de l'atmosphère est modifié au contact de deux principales interfaces : l'atmosphère et la surface terrestre. Les images ayant été corrigées des effets de l'atmosphère, nous nous intéressons ici uniquement aux modifications du rayonnement électromagnétique ayant lieu au niveau de la surface terrestre. La réflectance d'une surface terrestre peut être décomposée en plusieurs éléments : le sol, la structure du couvert, les feuilles (Jacquemoud *et al.*, 2006; Verhoef *et al.*, 2007). Dans le cas de l'utilisation d'images moyenne résolution, on ne peut considérer l'information contenue dans un pixel comme étant uniquement liée aux feuilles : la structure du couvert végétal influence fortement le signal enregistré, de telle sorte que celui-ci dépend

de la réflectance des sols, de la hauteur des végétaux, de leur structure verticale et horizontale. En conséquence, le choix du modèle de transfert radiatif s'est orienté vers l'utilisation d'un couplage entre un modèle de réflectance des feuilles et un modèle de réflectance des couverts. La quantité de données à traiter étant relativement importante, les modèles doivent être facilement applicables, tout en délivrant des résultats convenables.

Il existe un nombre important de modèles de transferts radiatifs des feuilles et des couverts végétaux dans la littérature (Cf. partie 1.2.2.3.2). Toutefois, parmi ces modèles, très peu sont réellement applicables sur des images de télédétection.

En ce qui concerne le modèle de transfert radiatif du couvert, le choix s'est orienté vers un modèle turbide pour deux raisons : (1) la limitation des temps de calculs et (2) l'utilisation d'un modèle opérationnel : les modèles géométriques ou discrets sont encore expérimentaux sur le plan de l'inversion, contrairement aux modèles de types turbides dont l'utilisation est opérationnelle. Parmi les modèles turbides existants, le modèle SAIL a été retenu, à la fois pour sa simplicité, ses temps de calculs limités, et sa large diffusion parmi la communauté scientifique (Verhoef, 1984).

En ce qui concerne le modèle de transfert radiatif des feuilles, le choix s'est orienté vers le modèle de couches PROSPECT, pour deux raisons : (1) il est adapté aux images de télédétection, car son inversion est opérationnelle ; (2) ce modèle délivre de bons résultats pour des types de milieu très différents avec des temps de calcul relativement courts

Actuellement, l'inversion des modèles de lancer de rayon tend à se développer mais reste largement expérimentale. Le modèle DART nécessite par exemple de modéliser un espace à 3 dimensions non hétérogène, ce qui conduit à une modélisation trop complexe pour être appliquée sur de longues séries temporelles d'images.

PROSPECT et SAIL apparaissent donc comme les modèles les plus adaptés dans le cadre de notre étude. Ces deux modèles ont été couplés à plusieurs reprises (Modèle PROSAIL) et leur inversion est effective (Jacquemoud *et al.*, 2006). Par ailleurs, le couplage des deux modèles nécessite des temps de calcul relativement courts (Jacquemoud, 1993; Jacquemoud *et al.*, 2000). La simplicité d'application de ce type de modèle ainsi que son utilisation dans des systèmes d'observation de la terre en font le modèle actuellement le plus employé en télédétection (Bacour *et al.*, 2006; Bacour *et al.*, 2003; Baret *et al.*, 2007; Weiss *et al.*, 2007).

Le modèle PROSPECT-SAIL permet le calcul d'un ensemble de variables biophysiques pouvant être estimées en plein champ :

- le LAI (Leaf Area Index), correspondant à la surface foliaire par unité de surface ;
- le fCOVER, soit la fraction de couverture végétale verte ;

- le fAPAR, (Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation) correspond à la fraction du rayonnement électromagnétique absorbée par les surfaces terrestres pour la photosynthèse ;
- C_{dm} , la teneur en matière sèche des végétaux ;
- C_w , la teneur en eau des végétaux ;
- C_{ab} , la teneur en chlorophylle a+b du couvert ;
- B_s , le facteur de brillance des sols.

Dans le cadre de cette étude, les indicateurs biophysiques qui nous intéressent plus particulièrement sont le fCOVER qui représente la fraction de couverture végétale verte, et la B_s qui représente la brillance des sols, afin de déterminer avec précision des taux de couverture végétale et d'identifier des modes d'occupation et d'utilisation des sols. Toutefois, les autres variables biophysiques ont également une importance dans la compréhension de l'évolution de la couverture végétale et des sols.

La dérivation des variables biophysiques à partir des séries temporelles d'images MODIS à l'aide du modèle PROSPECT-SAIL a été effectuée en collaboration avec Frédéric Baret de l'INRA-CSE, qui a développé ce modèle.

2.3.1.2. Le modèle PROSPECT-SAIL

L'utilisation d'un modèle de transfert radiatif comprend deux étapes, la modélisation directe des valeurs de réflectance et l'inversion de celles-ci pour déterminer des variables biophysiques. L'inversion est généralement difficile à mettre en œuvre : les relations entre les paramètres à définir et la réflectance des surfaces n'étant pas linéaires, des méthodes permettant la résolution de systèmes non linéaires tels que des réseaux de neurones ou des chaînes de Markov sont alors utilisées.

Le modèle PROSPECT-SAIL développé par F. Baret et C. Bacour utilise un réseau de neurones afin de résoudre l'inversion du transfert radiatif (Bacour *et al.*, 2006; Bacour *et al.*, 2003). L'application de ce modèle est reprise dans la figure 2-13. La phase directe du modèle de transfert radiatif permet de simuler des valeurs de réflectance pour des paramètres biophysiques et biochimiques dont la distribution est définie au préalable. Chaque variable d'entrée des modèles PROSPECT et SAIL est définie par un type de distribution statistique gaussienne ou uniforme, sa moyenne, son minimum, son maximum. Par la suite, les valeurs des différentes variables sont combinées entre elles pour déterminer les cas à simuler. Les variables d'entrée sont ainsi combinées en fonction de la distribution décrite par l'utilisateur. L'ensemble des valeurs de réflectance simulées pour les variables définies précédemment servent de base d'apprentissage à un réseau de neurones. Pour chacune des variables de sortie du modèle PROSPECT-SAIL, un réseau de neurones est déterminé à l'aide de l'ensemble des réflectances simulées. Enfin la dernière étape consiste à inverser les valeurs de réflectance

enregistrées par un capteur à l'aide du réseau de neurones déterminé précédemment pour estimer des variables biophysiques.

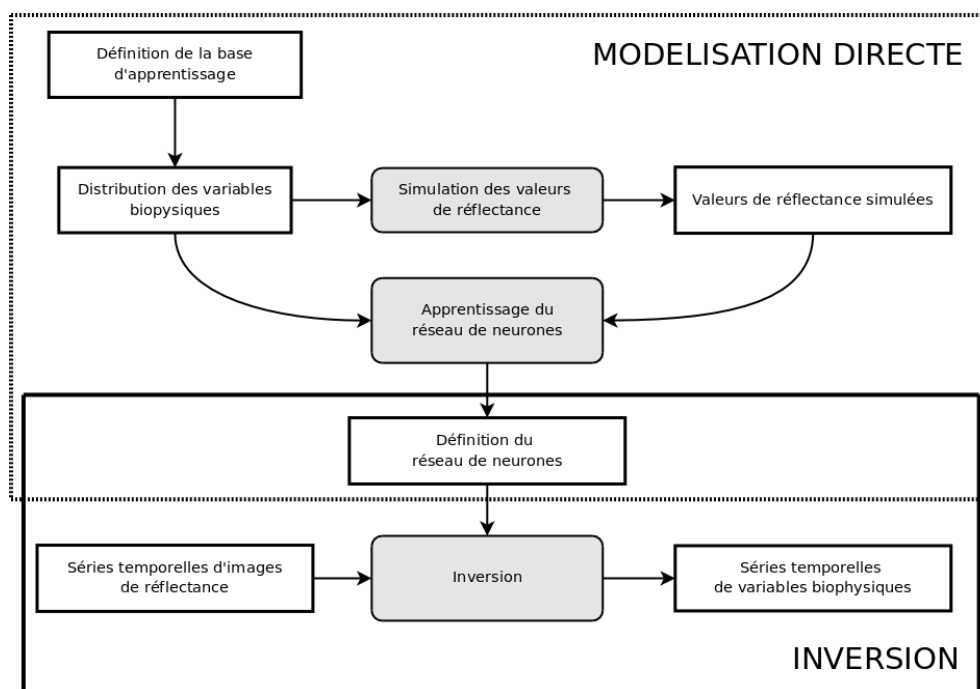


Figure 2-13 – Schéma conceptuel du modèle de transfert radiatif direct et inverse PROSPECT-SAIL d'après (Bacour *et al.*, 2003)

Les variables d'entrée du modèle PROSPECT-SAIL dont la distribution doit être décrite par l'utilisateur sont les suivantes :

- la surface foliaire (LAI) ;
- l'orientation moyenne des feuilles (Average Leaf Angle – ALA) ;
- le HotSpot, correspondant au rapport entre la taille moyenne des feuilles et la hauteur du couvert ;
- le vCOVER est utilisé pour simuler les valeurs de réflectance d'un pixel en considérant que celle-ci se décompose en la réflectance de la végétation verte (vCOVER) et la réflectance des sols (1-vCOVER) ;
- la teneur en chlorophylle des végétaux (C_{ab}) ;
- la teneur en pigment brun (C_{bp}) ;
- la teneur en eau (C_w) ;
- la teneur en matière sèche (C_{bp}) ;
- le nombre de couches du modèle PROSPECT (N) ;
- le facteur de brillance des sols (B_s).

L'angle zénithal solaire permettant de déterminer l'éclairement, les caractéristiques spectrales du capteur (largeur de bande et réponse du capteur), ainsi que la réflectance des sols doivent également être définis afin de simuler des valeurs de réflectance observées par le capteur.

Le réseau de neurones utilisé pour déterminer des variables biophysiques à partir des données de réflectance est un perceptron multicouche avec rétropropagation de gradient. La base d'apprentissage constituée de l'ensemble des cas simulés permet de déterminer un réseau de neurones. Elle est divisée en 3 jeux de données. Le premier jeu de données intégrant la moitié des cas simulés sert à l'apprentissage du réseau, $\frac{1}{4}$ du jeu de la base d'apprentissage sert à la validation du réseau et le dernier $\frac{1}{4}$ à tester celui-ci. Le perceptron multicouche avec rétropropagation de gradient utilisé possède deux couches, la première utilise des neurones avec des fonctions d'activations sigmoïdales et la seconde couche possède un neurone avec une fonction d'activation linéaire.

Les entrées des réseaux correspondent dans notre cas aux valeurs de réflectance simulées et à l'angle zénithal solaire qui détermine l'illumination des surfaces. Nous considérons ici que les données ont été normalisées des effets directionnels, les séries temporelles ayant été reconstruites. Le nombre de neurones de la première couche est déterminé en fonction du nombre de bandes spectrales utilisées en entrée.

La modification la plus importante que nous avons apportée au modèle est la distinction entre la phase d'apprentissage du modèle et son inversion. L'apprentissage est effectué dans une première étape, permettant de simuler des valeurs de réflectance et constituer un réseau de neurones. La seconde étape consiste en l'inversion du modèle à l'aide du réseau de neurones. Dans sa version originale mise à notre disposition par F. Baret, la phase directe et l'inversion du modèle sont effectuées à la suite l'une de l'autre. En outre, les paramètres d'entrée ont été adaptés ici aux capteurs MODIS et QUICKBIRD, des images de ce dernier étant utilisées pour la phase de validation des résultats exposée en partie 2.4.2.5.

2.3.1.3. Application du modèle aux données MODIS

L'application du modèle PROSPECT-SAIL aux données de réflectance MODIS a été conduite en 3 étapes. La première a consisté en la définition de la base d'apprentissage, la seconde en la définition du réseau de neurones utilisé et la dernière en l'inversion des valeurs de réflectance issus du prétraitement des images MODIS.

2.3.1.3.1. Définition de la base d'apprentissage

La base d'apprentissage qui a été élaborée contient la distribution des différents paramètres relatifs à la couverture végétale, aux feuilles et aux sols. Des signatures spectrales de sols nus ont été acquises sur le terrain lors de l'hiver 2006/2007, permettant ainsi de définir l'influence des sols sur la réponse enregistrée par le capteur.

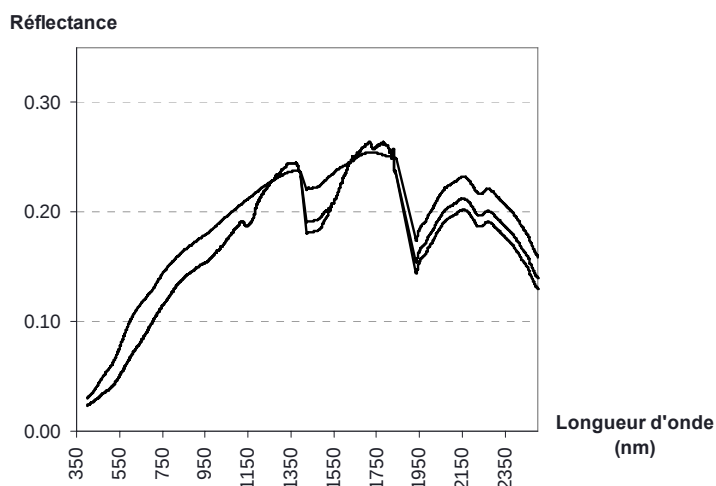


Figure 2-14 - Profils de réflectance des sols utilisés par le modèle PROSPECT-SAIL

Chaque variable d'entrée du modèle est définie sous la forme d'une distribution gaussienne ou uniforme. La base d'apprentissage doit être suffisamment exhaustive pour rendre compte de l'ensemble des observations acquises par le capteur MODIS sur le territoire étudié. La distribution des variables d'entrée du modèle PROSPECT-SAIL est identique à celle utilisée par F. Baret pour l'estimation de variables biophysiques CYCLOPES à partir des données SPOT/VEGETATION. Les valeurs des paramètres d'entrée du modèle utilisés dans le cadre de cette étude sont exposées dans le tableau 2-5.

En outre, les simulations ont été effectuées pour des angles zénithaux solaires couvrant la Bretagne et sur l'ensemble d'une année.

Tableau 2-5 - Distribution des variables d'entrée du modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL

	Variable	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart-type	Nombre de classes	Type de distribution
Canopée (SAIL)	LAI	0.0	6.0			6	Uniforme
	ALA (°)	30	80	60	20	4	Gaussienne
	Hot	0.0010	1.000	0.100	0.300	1	Gaussienne
	vCover	0.00	1.0	1.00	0.20	2	Gaussienne
Feuille (PROSPECT)	N	1.00	2.50	1.50	1.00	4	Gaussienne
	C_{ab} (µg.m⁻²)	30	90	50	30	4	Gaussienne
	C_{dm} (g.m⁻²)	0.0020	0.0200	0.0075	0.0075	4	Gaussienne
	C_{w Rel}	0.65	0.85			4	Uniforme
	C_{bp}	0.00	1.50	0.00	0.20	4	Gaussienne
Sol (SAIL)	B_s	0.20	2.20	1.00	0.70	4	Gaussienne
Nombre total de simulations						196608	

Deux bases d'apprentissage ont été constituées, l'une simulant les bandes spectrales MODIS à 250 m de résolution spatiale, soit les bandes rouge et proche infrarouge (bandes 1 et 2) et l'autre simulant ces mêmes bandes 1 et 2 à 250m plus les bandes 4 à 7 restituées à 250 m de résolution spatiale. Dans ce dernier cas, la bande spectrale du bleu n'a pas été utilisée, les

valeurs de réflectance de celle-ci variant davantage en fonction des conditions atmosphériques que de l'occupation du sol. L'objectif est de déterminer si les estimations sont plus fidèles à la réalité terrain en utilisant une information spectrale plus étendue qu'en employant les seules bandes spectrales du rouge et du proche infrarouge.

Une fois les valeurs de réflectance simulées, la base d'apprentissage du modèle est filtrée en utilisant des valeurs de réflectance acquises par le capteur MODIS, afin d'obtenir un modèle représentatif des couverts végétaux présents sur le terrain. Pour cela, des valeurs de réflectance ont été extraites des séries temporelles d'images MODIS pour différents types de couverts et sur l'ensemble des séries temporelles.

Notons que les réflectances simulées pour les bandes spectrales du rouge et du proche infrarouge sont bien représentatives des valeurs de réflectance observées, plus de 80 % des valeurs de réflectance simulées ayant une erreur RMS inférieure à 0.05 (Figure 2-15). En revanche, cette erreur augmente avec l'utilisation de 6 bandes spectrales. Ceci peut notamment être la conséquence de l'utilisation conjointe de bandes spectrales à une résolution spatiale native de 250m et 500m.

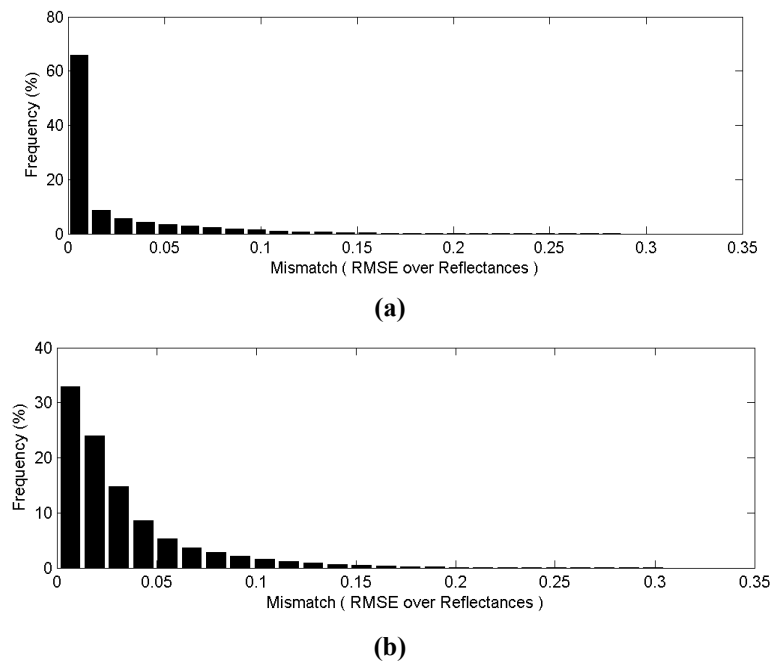


Figure 2-15 - Écart entre les réflectances simulées par le modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL et les réflectances mesurées par le capteur MODIS : a) avec deux bandes spectrales (R-PIR) et b) 6 bandes spectrales (V-R-PIR-MIR)

Les cas simulés dont l'erreur RMS est supérieure à 0.07 ont été écartés de la base d'apprentissage. L'objectif est ici de conserver un grand nombre des cas simulés et de n'écarter que les cas les moins représentatifs, les données extraites des séries temporelles MODIS pour la validation de la base d'apprentissage pouvant ne pas être représentative de l'ensemble des cas observés sur les images MODIS. Un second filtre écarte de la base d'apprentissage 25 % des cas simulés pour lesquels le LAI est important et le fAPAR faible.

Ceci permet d'obtenir une base d'apprentissage montrant une relation logarithmique entre le LAI et le fAPAR.

La distribution des variables d'entrée du réseau de neurones est présentée dans la figure 2-16 dans le cas de l'utilisation des bandes rouges et proche infrarouge. Ces distributions sont représentatives d'un grand nombre de cas. La distribution des valeurs de LAI est conforme à celle d'un paysage agricole. Toutefois, les faibles de valeurs de LAI sont favorisées par rapport aux fortes valeurs de LAI. La distribution des valeurs de LAI se prête relativement bien à un paysage agricole. Le facteur de Hotspot est également représentatif des végétaux trouvés en Bretagne, la taille des feuilles étant très rarement égale à la hauteur du couvert mais plus faible. La distribution des valeurs de teneur en chlorophylle (C_{ab}) apparaît assez cohérente, avec toutefois une borne inférieure qui a tendance à surestimer la teneur en chlorophylle pour une végétation nécrosée ou des surfaces sans végétation. Le facteur de brillance des sols (B_s) couvre les situations qu'il est possible de trouver sur le terrain. Dans tous les cas, les distributions obtenues ne correspondent pas exactement à la distribution des différentes variables sur le terrain, puisque la base d'apprentissage, non réduite à quelques cas spécifiques, intègre un très grand nombre de cas simulés.

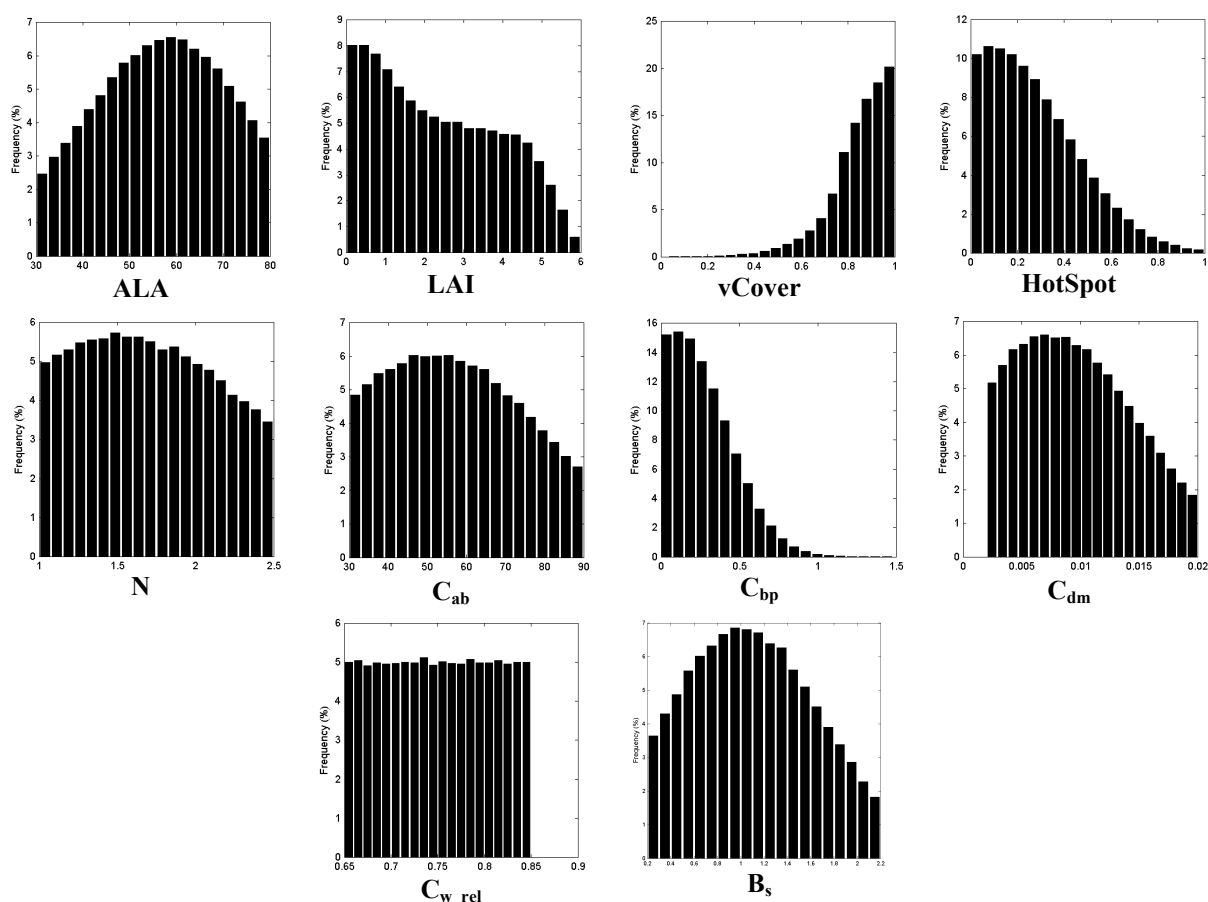


Figure 2-16 - Distribution des variables d'entrée du modèle PROSPECT-SAIL après filtrage de la base d'apprentissage

Les valeurs de réflectance simulées à partir de la distribution des variables biophysiques obtenue ci-dessus sont exposées sur la figure 2-17, avant filtrage et après filtrage de la base d'apprentissage. Les fortes valeurs de réflectance simulées sont éliminées de la base après filtrage, pour les bandes spectrales du rouge et du proche infrarouge, les valeurs de réflectance ne dépassent que très rarement 0,3 dans le rouge et 0,55 dans le proche infrarouge sur la Bretagne. Ce filtrage permet de restreindre le modèle à des valeurs de réflectance représentatives de celles qui sont observées sur la Bretagne à l'aide du capteur MODIS.

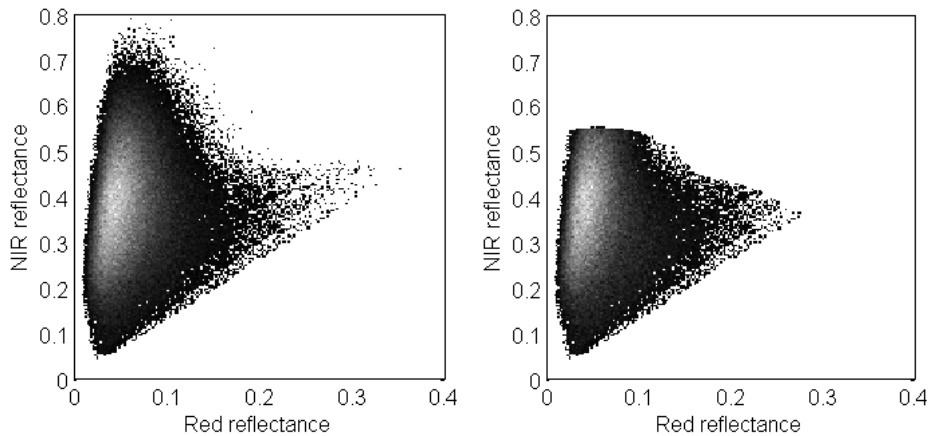


Figure 2-17 - Valeurs de réflectance simulées à l'aide du modèle PROSPECT-SAIL dans le rouge et l'infrarouge, (a) avant filtrage de la base d'apprentissage et (b) après filtrage

2.3.1.3.2. Définition du réseau de neurones et validation de l'inversion

Une fois la base d'apprentissage déterminée et filtrée, les réseaux de neurones sont calculés pour chacune des variables biophysiques. Rappelons que l'objectif principal est principalement d'extraire le fCOVER et la B_s dans l'objectif de déterminer l'évolution des taux de couverture végétale. Toutefois, l'ensemble des variables biophysiques ont été déterminées afin d'en effectuer une validation à l'avenir.

L'architecture des réseaux de neurones utilisés est exposée dans la figure 2-18. Le nombre de neurones de la première couche du réseau varie en fonction du nombre de données utilisées en entrée. Ainsi, lorsque deux bandes spectrales sont utilisées, la première couche du réseau contient 4 neurones, contre 8 neurones dans le cas de l'utilisation de 6 bandes spectrales.

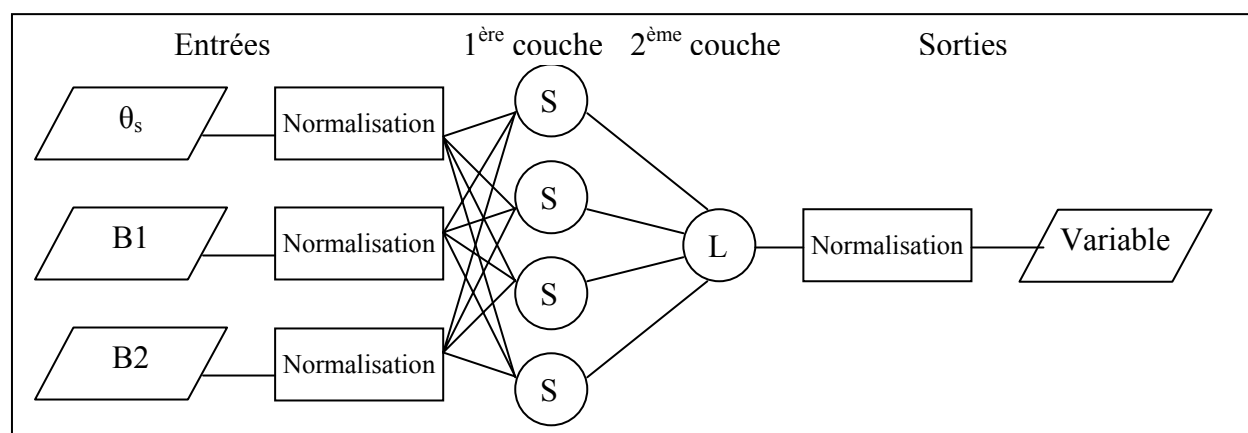


Figure 2-18 - Architecture du réseau de neurones utilisé pour l'estimation de variables biophysiques. θ_s : Angle solaire zénithal, S : fonction d'activation sigmoïdale, L : fonction d'activation linéaire

Après apprentissage des réseaux, une inversion des données de réflectance de la base d'apprentissage est effectuée et confrontée aux valeurs initiales des variables biophysiques associées à chaque simulation. L'erreur RMS est calculée pour chaque variable. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 2-6. L'estimation des variables avec 6 bandes spectrales permet de diminuer les erreurs d'estimations pour toutes les variables, à l'exception du Hotspot qui ne varie pas. Les résultats sont corrects pour l'estimation de variables biophysiques tels que le fCOVER et le fAPAR. Les résultats sont plus mitigés pour le LAI, avec une erreur RMS de 0,7 lorsque celui-ci est estimé à l'aide de 6 bandes spectrales. De même, le facteur de brillance des sols présente une erreur quadratique moyenne élevée, de 0,36 lorsqu'il est estimé avec 2 bandes spectrales et 0,29 avec 6 bandes spectrales. Notons que l'estimation de variables telles que l'angle d'inclinaison des feuilles, le facteur de Hotspot, le nombre de couches du modèle de transfert radiatif, la teneur en chlorophylle sont relativement mauvaises. L'évaluation de la teneur en eau à l'aide de deux bandes spectrales est également mauvaise, l'utilisation des bandes spectrales du moyen infrarouge améliore légèrement les résultats. Ces résultats doivent toutefois être validés à l'aide de données de terrain, l'erreur RMS exprimant ici les erreurs d'estimation fournies par le réseau de neurones lui-même.

Tableau 2-6 - Erreur RMS des estimations effectuées à l'aide des réseaux de neurones sur la base d'apprentissage

Bandes utilisées	LAI	fAPAR	fCOVER	ALA	Hotspot	N	Bs
1-2	0.85	0.077	0.071	11	0.19	0.4	0.36
1-2-4-5-6-7	0.7	0.055	0.041	9.4	0.19	0.36	0.29

Bandes utilisées	LAI.C _{ab}	C _{ab}	LAI.C _{dm}	C _{dm}	LAI.C _{bp}	C _{bp}	C _w
1-2	57	15	0.017	0.0044	0.39	0.12	0.058
1-2-4-5-6-7	42	12	0.011	0.003	0.35	0.11	0.05

2.3.1.3.3. Inversion du modèle

Les réseaux de neurones préalablement constitués ont été utilisés afin d'estimer les variables biophysiques à partir des séries temporelles d'images MODIS reconstruites. L'angle

solaire zénithal n'étant pas disponible pour les images reconstruites, celui-ci a été calculé pour chaque image de la série temporelle reconstruite à l'aide de la longitude, la latitude et l'altitude. L'inversion a été effectuée image par image sur l'ensemble de la série temporelle pour l'ensemble des pixels correspondant aux surfaces émergées. L'inversion a également été effectuée pour les images simulées à l'aide du réseau de Kohonen avant la date de lancement du capteur MODIS et après la dernière acquisition datant d'avril 2008. Deux inversions ont été effectuées, l'une utilisant les deux premières bandes spectrales du capteur MODIS et l'autre utilisant l'ensemble des bandes 1 à 7 sauf la bande spectrale du bleu.

Les résultats obtenus sont des séries temporelles de variables biophysiques à 250 m de résolution spatiale avec un pas d'échantillonnage de 10 jours.

2.3.2. L'extraction de métriques temporelles

Les métriques temporelles sont fréquemment utilisées à l'échelle globale ou continentale pour détecter des changements d'état de la couverture végétale liés à la variabilité climatique à l'aide de séries temporelles d'indices de végétation (Borak *et al.*, 2000; Reed *et al.*, 1994; Reed *et al.*, 1996). Les variables biophysiques extraites à l'aide d'un modèle de transfert radiatif correspondent à des grandeurs physiques réelles des surfaces permettant de quantifier et qualifier la couverture végétale. Les séries temporelles de fCOVER, qui décrivent l'évolution des taux de couverture végétale verte, ont été utilisées pour calculer des métriques temporelles afin de déterminer l'évolution des parcelles de sols nus à peu couverts, avec moins de 25 % de couverture végétale ainsi que les différents stades de croissance des végétaux. Les différentes métriques exposées dans cette partie sont utilisées ensuite comme variables d'entrée aux classifications par arbres décisionnels présentées dans la partie suivante.

Ainsi, d'un point de vue thématique, deux types de métriques ont été utilisées, l'une visant à caractériser la croissance des végétaux et l'autre visant à identifier les sols nus.

Les métriques temporelles utilisées pour caractériser la croissance des végétaux sont les suivantes :

- la date à laquelle la végétation commence à se développer ;
- la date à laquelle la végétation termine sa croissance ;
- la période durant laquelle la végétation est en croissance ;
- la fraction maximum de couverture des sols par la végétation chlorophyllienne ;
- la date à laquelle la végétation atteint son maximum de croissance ;
- la valeur moyenne de couverture des sols par la végétation pour l'ensemble de la période de croissance des végétaux.

La première méthode employée pour identifier les dates de début ou de fin de croissance des végétaux utilise un seuil fixe de fCOVER, fixé à 0,5 fCOVER (50 % de couverture végétale verte) (Figure 2-19). Le seuil a été fixé volontairement à 50 % de couverture végétale, une valeur relativement élevée mais permettant de caractériser la quasi-totalité des surfaces. Certains types de végétaux ont toutefois un taux de couverture végétale qui ne dépasse pas ce seuil sur l'ensemble de l'année.

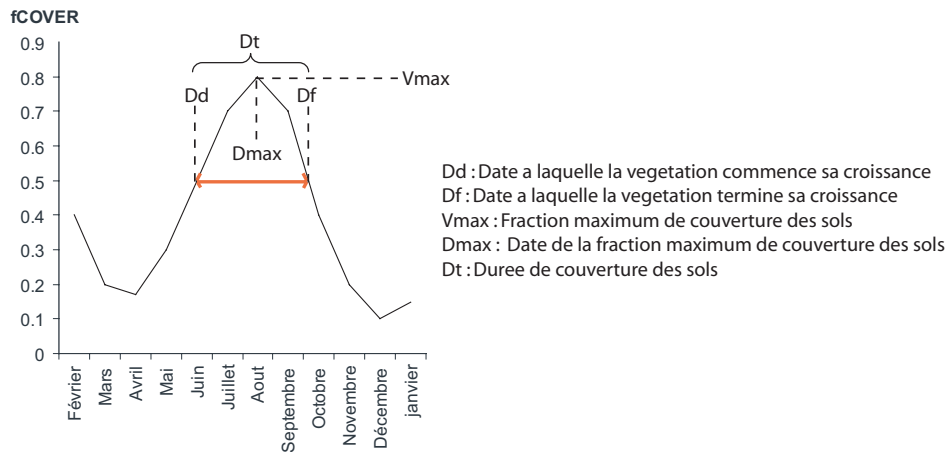


Figure 2-19 - Métriques temporelles utilisées pour caractériser la phénologie des végétaux à partir de séries temporelles de fCOVER, utilisant un seuil fixe

Ainsi, une deuxième méthode a été employée afin de détecter les dates charnières (ou pics) de début de croissance et de fin de croissance des végétaux. La date de début de croissance des végétaux correspond à la date à laquelle le fCOVER commence à augmenter. La date de fin de croissance correspond à la date à laquelle le fCOVER finit de diminuer. Par la suite, les autres paramètres sont extraits de la même manière qu'avec la méthode précédente. Il est possible ainsi d'identifier les périodes de croissance des végétaux quelles que soient les valeurs minimums de fCOVER.

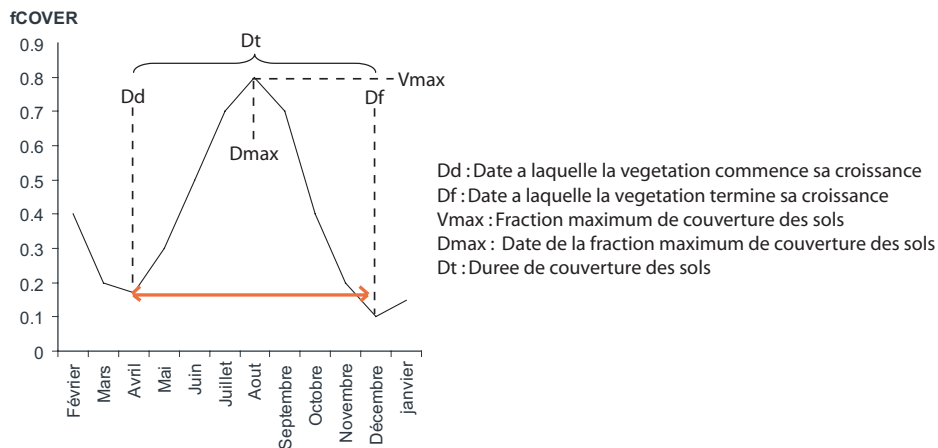


Figure 2-20 - Métriques temporelles utilisées pour caractériser la phénologie des végétaux à partir de séries temporelles de fCOVER, utilisant la détection de pics

Les métriques visant à caractériser l'évolution des sols nus hivernaux ont d'abord été calculées avec un seuil déterminé à 0,25 fCOVER. Dans ce cas, la végétation est considérée comme non couvrante en dessous d'une fraction de couverture végétale de 25 %. En dessous de ce seuil, on considère que la couverture végétale n'est pas suffisante pour limiter les emportements de sols et d'intrants. A l'aide de ce seuil, sont identifiés sur les séries temporelles de fCOVER (Figure 2-21) :

- la date à laquelle le sol devient nu ;
- la date à laquelle le sol devient couvert ;
- le nombre de jours durant lesquels le sol reste nu ;
- la fraction minimum de couverture végétale ;
- la date à laquelle la couverture végétale est minimale ;
- la valeur moyenne de couverture des sols pour la période durant laquelle les sols sont nus.

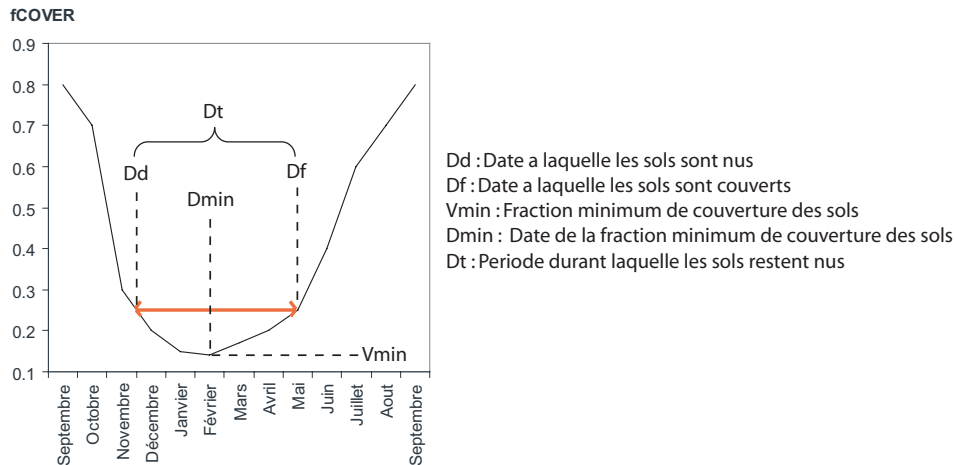


Figure 2-21 – Métriques temporelles utilisées pour la détection des sols nus à partir de séries temporelles de fCOVER, utilisant un seuil fixe

Les métriques visant à caractériser l'évolution des sols nus hivernaux ont ensuite été calculées sans seuil. On identifie alors la date charnière (ou pic) à laquelle les taux de couverture végétale commencent à diminuer et la date à laquelle la végétation termine sa croissance. On calcule par la suite les autres variables, comme le nombre de jours entre les deux pics de couverture végétale, la fraction minimum de couverture végétale et la date à laquelle la couverture végétale est minimale (Figure 2-22).

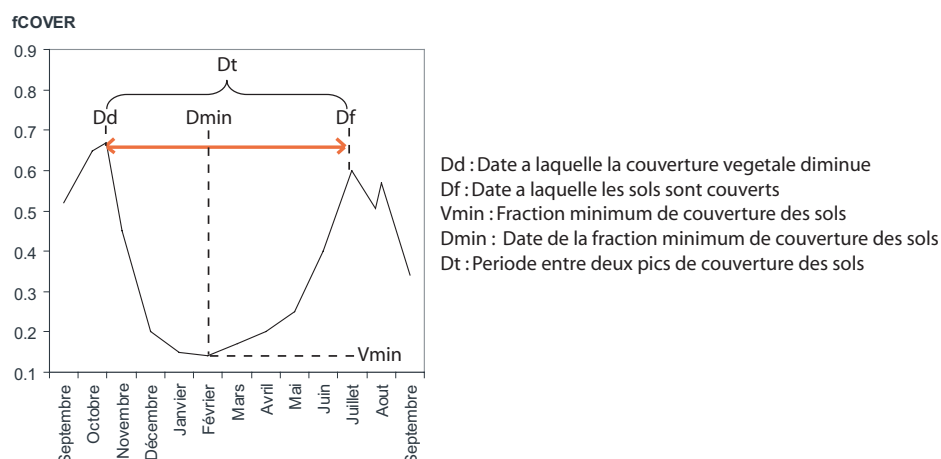


Figure 2-22 - Métriques temporelles utilisées pour la détection des sols nus à partir de séries temporelles de fCOVER, utilisant la détection de pics

Sur une période d'un an, plusieurs sols nus et plusieurs cycles phénologiques peuvent avoir lieu. Ainsi, lorsque plus d'un sol nu ou plus d'un cycle de croissance de la végétation sont détectés, les différentes métriques extraites sont classées en fonction de la date à laquelle le fCOVER atteint respectivement son minimum et son maximum durant ce même cycle. Ceci permet d'identifier par exemple les sols hivernaux des sols nus présents uniquement au printemps, en été ou en automne. De même, il est ainsi possible de distinguer les phases de croissance des végétaux ayant lieu en hiver, au printemps et en été, ou en automne, ceci permettant notamment d'identifier les intercultures.

2.3.3. Classification des données

Le nombre de types d'occupation agricole du sol dont la détection a été envisagée sur l'ensemble de la Bretagne est relativement faible (Cf. partie 2.1.1.3.2). Toutefois, la fragmentation du paysage et les types de successions culturelles entraînent une forte hétérogénéité spatio-temporelle des modes d'occupation et d'usage des sols, et par voie de conséquence une forte mixité des pixels sur les images des capteurs à moyenne résolution spatiale. Or, plus la mixité des pixels est forte, plus il est difficile de classer correctement les images, du fait qu'un pixel n'appartient pas à une seule et unique classe mais à plusieurs classes d'occupation et d'utilisation du sol. Différents travaux ont montré que la valeur d'un pixel sur les images MODIS dépend du type d'occupation du sol dominant et de son emplacement par rapport au centre du pixel, mais également de l'occupation du sol présente dans le voisinage du pixel (Lecerf *et al.*, 2006; Townshend *et al.*, 2000). **L'objectif des classifications entreprises dans cette étude est donc de déterminer le type d'occupation et d'utilisation du sol dominant au sein du pixel.** L'occupation et l'utilisation du sol est donc déterminée par îlots, un îlot étant défini comme une aire de surface non limitée, mais au moins égale à 1 pixel ou 6,25 ha., dominée par un type d'occupation et d'utilisation du sol.

Ainsi, l'objectif de la classification est de déterminer l'occupation annuelle des sols en distinguant :

- les zones artificialisées ;
- les surfaces en eau ;
- les forêts de feuillus ;
- les forêts mixtes, avec mélange de conifères et de feuillus ;
- les landes.

Concernant les surfaces agricoles, les catégories suivantes sont distinguées :

- les prairies temporaires et artificielles ainsi que les fourrages hors maïs ;
- les prairies permanentes ;
- les surfaces cultivées en maïs ;
- les surfaces céréalières hors maïs ;
- les cultures légumières.

Pour les surfaces agricoles, l'occupation hivernale des sols étant différente de l'occupation annuelle, les classes retenues en dehors des prairies sur la période hivernale sont :

- les céréales d'hiver ;
- les intercultures ;
- les sols nus.

Différentes stratégies de classification supervisées ont été envisagées à partir des séries temporelles de réflectance reconstruites et des séries temporelles de variables biophysiques obtenues précédemment, notamment les réseaux de Kohonen qui n'ont pas été retenus dans cette thèse (Abdel Latif *et al.*, 2007).

2.3.3.1. Les limites des méthodes conventionnelles de classification

Les méthodes conventionnelles de classification ne sont pas adaptées à la classification des séries temporelles à moyenne résolution spatiale, et ce principalement pour les raisons suivantes :

- Elles classent un pixel en fonction de ses similarités avec les signatures spectrales collectées sur l'image ou par un spectroradiomètre. Les mesures de distances permettant d'identifier les similarités entre les signatures spectrales et le profil spectral du pixel à classer sont très diverses. La distance est calculée sur l'ensemble d'un vecteur par rapport à une signature spectrale provenant d'un échantillon. La séparabilité des signatures spectrales peut diminuer lorsque le nombre de bandes spectrales utilisées augmente. Ceci est principalement dû au fait que les différences entre deux types de couverts peuvent être très faibles sur l'ensemble des profils sauf à une date précise. L'utilisation d'une mesure de similarité a pour conséquence de

considérer l'ensemble de la période traitée, sans prendre en considération le fait que la séparabilité entre deux types de couverts peut s'effectuer à certaines dates clés.

- Des signatures spectrales et temporelles doivent être extraites sur chacun des types de couvert à classifier. Les signatures doivent être représentatives de chaque type de couvert. En paysage fragmenté, la collecte de signatures spectrales et temporelles est rendue difficile par la forte mixité des pixels. L'extraction de signatures spectrales sur la Bretagne, pour exemple, si elle n'est pas impossible, présente des limites certaines. Tout d'abord, les signatures spectrales doivent être identifiées à l'échelle locale. L'utilisation de données de terrain et d'images à haute résolution spatiale est alors requise. Le nombre de signatures spectrales et temporelles alors collectées est relativement faible et n'est pas représentatif de chaque type de couvert végétal et de son évolution intra et interannuelle.

Ce constat oriente donc le choix de la méthode de classification à utiliser. D'une part, il apparaît nécessaire, lors du procédé de classification, de ne considérer que les périodes de l'année où les couverts végétaux peuvent être différenciés facilement, et ce même en prenant en considération le fait que les images peuvent être bruitées et que la variabilité climatique influence l'état du couvert végétal. D'autre part, les signatures spectrales extraites se limitant à un nombre trop faible d'échantillons et étant peu représentatives des différents types de couverts végétaux, l'identification des types d'occupation et d'utilisation du sol peut être envisagée sous deux angles : (1) par des classifications non supervisées en associant à chaque classe un type d'occupation et d'utilisation du sol en s'aidant de données de référence déjà disponibles ou (2) par une classification supervisée effectuée à partir de connaissances théoriques sur l'évolution temporelle des différents types d'occupation du sol.

Dans cette étude, nous avons cherché à identifier les types de couverts végétaux à partir de connaissances théoriques sur l'évolution des différents types de couverts. Plutôt que d'utiliser des séries temporelles de réflectance, difficilement interprétables, nous avons préféré nous servir des séries temporelles de variables biophysiques pour caractériser l'occupation et l'utilisation du sol, l'évolution de certaines variables biophysiques tels que le fCOVER, la Bs ou le LAI pouvant assez aisément être mise en relation avec la phénologie des différents types de végétation exposée dans la partie 2.1.1.3.3. A partir du calendrier agricole présenté dans le tableau 2-1, l'évolution temporelle du fCOVER pour les principaux types d'occupation agricole des sols peut-être schématisée (Figure 2-23) :

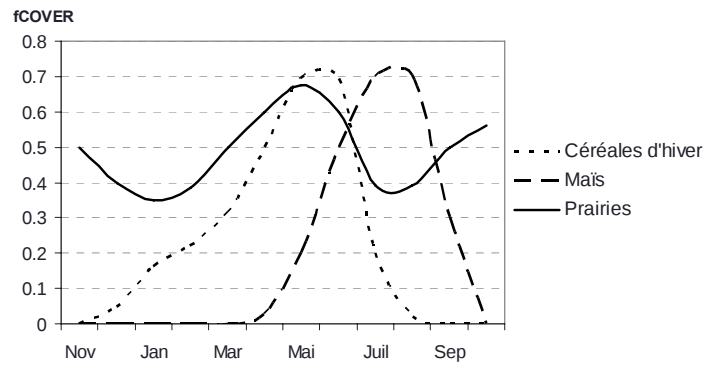


Figure 2-23 – Evolution théorique du fCOVER pour les principaux types d'occupation agricole des sols

2.3.3.2. La classification par arbres hiérarchiques

Afin de s'affranchir des contraintes exposées ci-dessus, une classification par arbre décisionnel hiérarchique, technique assez couramment utilisée en télédétection sur des séries temporelles d'images d'observation de la terre, a été appliquée (Brown de Colstoun *et al.*, 2006; Friedl *et al.*, 1997; Wardlow *et al.*, 2008). Les arbres décisionnels présentent l'avantage de ne pas affecter une classe à un pixel en fonction de sa distance à une signature spectrale en utilisant l'ensemble des bandes disponibles. Les bandes spectrales ou les images de la série temporelle permettant de distinguer au mieux chaque classe sont d'abord identifiées. Les arbres décisionnels tels qu'appliqués par Friedl *et al.* nécessitent l'utilisation de signatures spectrales permettant d'effectuer un processus d'apprentissage qui détermine les conditions permettant de distinguer chacune des classes d'occupation et d'utilisation du sol. Dans cette étude, nous avons fait l'impasse sur le processus d'apprentissage de l'arbre décisionnel, puisque l'arbre décisionnel a été entièrement créé par l'utilisateur. Ce type de classification, s'il évite l'étape de sélection des signatures spectrales, nécessite en revanche une bonne connaissance de l'évolution de chaque type d'occupation et d'utilisation du sol, car les types d'occupation et d'utilisation du sol sont classés à partir de requêtes formulées en fonction de critères prédéfinis, portant dans notre cas sur la phénologie des végétaux.

Les auteurs ayant effectué des classifications à l'aide d'arbres décisionnels sur des séries temporelles d'images satellitales ont remarqué que l'utilisation de métriques temporelles améliore les résultats des classifications (Friedl *et al.*, 2002; Wardlow *et al.*, 2008; Wardlow *et al.*, 2007). Nous avons donc choisi d'utiliser des métriques phénologiques extraites des séries temporelles de variables biophysiques et présentées précédemment pour améliorer les résultats des classifications.

Les classifications ont donc été appliquées sur deux types de variables biophysiques, le fCOVER et la brillance des sols (B_s), la première rendant compte des variations des taux de couverture végétale, la seconde de l'évolution de la réflectance des sols. Notons que la brillance des sols est une variable importante à prendre en considération, car elle dépend

fortement du type d'occupation et d'utilisation du sol. Elle permet d'identifier plus clairement les terres labourables des autres types d'occupation et d'utilisation du sol, les sols labourés ayant une réflectance plus élevée que les sols qui ne le sont pas.

Les rotations culturales ainsi que certains changements d'occupation et d'utilisation du sol obéissent à certaines lois. Certains changements d'occupation et d'utilisation du sol ne peuvent avoir lieu en région agricole intensive, tel que le passage des surfaces urbanisées à une forêt. En outre, les successions culturales obéissent également à certaines règles. Une interculture ne peut être implantée avant une céréale d'hiver. Ainsi, les connaissances que l'utilisateur possède *a priori* sur les changements d'occupation et d'utilisation du sol et les rotations culturales ont été utilisées dans l'objectif d'éliminer certains changements détectés aberrants.

Les classifications ont été appliquées en quatre temps (Figure 2-24).

Dans un premier temps, 3 groupes de classes ont été identifiés en fonction du maximum de brillance des sols observé sur une année entière :

- les « Forêts de feuillus », les « Forêts de résineux » et les « Landes » qui ont un facteur de brillance des sols inférieur à 1,2 sur l'ensemble de l'année, ainsi que des valeurs maximum de fCOVER supérieures à 0,5 et des valeurs minimum inférieures à 0,4 ;
- les « Surfaces artificialisées », l' « Eau », les « Pairies permanentes » dont le maximum de brillance des sols est inférieur à 1,35 ;
- les « Terres labourables » dont la brillance des sols atteint des valeurs supérieures à 1,35.

Ces trois groupes de classes ont été identifiés pour chaque année de la période 2000-2008. Les types d'occupation et d'utilisation composant chaque groupe ont été identifiés dans un deuxième temps, à l'exception du groupe « Terres labourables » qui a été classé lors de la troisième étape.

Au sein du premier groupe, la distinction entre les forêts de feuillus, les forêts de résineux et les landes a été effectuée à l'aide du maximum et du minimum de fCOVER, ainsi que de la période durant laquelle les sols sont couverts :

- les « Landes » se distinguent par une couverture des sols supérieure à 50 % sur plus de 4 mois ;
- les « Forêts de feuillus » se distinguent par une différence entre le maximum et le minimum de couverture des sols supérieure à 0,5 fCOVER ;
- les « Forêts de résineux » ont quant à elles une différence entre le maximum et le minimum de couverture des sols comprise entre 0,5 et 0,3 fCOVER.

Le second groupe de classes, caractérisé par un facteur de brillance des sols très faible sur l'ensemble de l'année est classé de la manière suivante :

- la classe « Eau » est attribuée aux pixels dont le maximum de couverture des sols est inférieur à 0,5 fCOVER et le maximum de la brillance des sols inférieur à 0,5 ;
- la classe « Surfaces artificialisées » est caractérisée par un maximum de couverture des sols inférieur à 0,5 fCOVER et un maximum de brillance des sols supérieur à 0,5 ;
- Les « Prairies permanentes » se caractérisent au sein de ce groupe par un maximum de couverture des sols supérieur à 0,5.

Lors de la deuxième étape, une analyse des trajectoires temporelles des classes précédemment déterminées a été effectuée pour affecter définitivement chaque pixel à une classe donnée en suivant un certain nombre de règles : le basculement d'une classe à l'autre n'a pas été autorisé si le changement n'est observé que pour une année sur la période d'étude. Aucun basculement des classes de forêts, de surfaces artificialisées et d'eau vers une autre classe n'a été autorisé, ces classes étant considérées comme étant en progression. Le basculement d'une classe quelconque vers la classe de surfaces artificialisées ou les classes de forêts est en revanche permis : le pixel est attribué à la classe correspondante à partir de la date où le changement est détecté à condition que ce changement soit confirmé pour le reste de la période d'étude.

Dans un troisième temps, les pixels non classés après ce processus, qui sont considérés comme étant des terres labourables, ont été affectés à la classe « Légumes », « Prairies temporaires et fourrages », « Céréales hors maïs », ou « Maïs ».

Les cultures légumières sont identifiées de la manière suivante :

- le maximum de couverture végétale a lieu au mois de décembre ou janvier, ce qui correspond notamment aux cultures de choux fleurs;
- trois rotations culturales sont observées dans l'année avec un maximum de couverture des sols relativement faible, inférieur à 0,55 fCOVER pour les périodes estivales.

Les prairies temporaires et fourrages se distinguent par une couverture végétale moyenne annuelle supérieure à un seuil fixé entre 44 et 54 %. Ce seuil varie en fonction des années et de la variabilité climatique. Ainsi, pour une année sèche comme en 2003, la couverture végétale moyenne est au minimum de 44 %, tandis que pour une année avec des

précipitations normales et des températures douces, comme en 2007, la couverture végétale moyenne est au minimum de 54 %.

Les surfaces cultivées en maïs ont ensuite été distinguées des surfaces cultivées en céréales. Les céréales se distinguent des maïs par un maximum de couverture végétale ayant lieu entre le mois d'avril et la fin du mois du juin. Les maïs atteignent quant à eux leur maximum de couverture végétale entre début juillet et fin septembre. Notons que le seuil départageant ces deux classes varie d'une vingtaine de jours en fonction des années et de la variabilité climatique.

Dans un quatrième temps, la couverture hivernale des sols a été identifiée pour les pixels associés aux classes « Maïs » et « Céréales hors maïs ». Si au sein de ces deux classes un cycle phénologique est détecté lors de l'hiver, soit une période allant de début novembre à fin mars, la classe « Intercultures » est attribuée au pixel classé. Si aucun cycle phénologique n'est détecté lors de l'hiver et que les surfaces sont par la suite cultivées en maïs, le pixel est identifié comme appartenant à la classe « Sols nus ». Il n'est pas possible de considérer les céréales d'hiver ayant un très faible taux de couverture et assimilées comme des sols nus à de véritables sols nus, bien que leur taux de couverture n'excède pas 25%. Ainsi, si une céréale est détectée sur l'année, le pixel est affecté à la classe « Céréales hors maïs », quelque soit son taux de couverture.

Les classifications finales ont été obtenues par une analyse diachronique à l'échelle d'une année (croisement des classifications d'hiver et d'été) pour distinguer l'occupation et l'utilisation annuelle de l'occupation et l'utilisation hivernale des sols et par une analyse multitemporelle à l'échelle de toute la série d'image, de mars 1999 à avril 2009 (croisement de toutes les classifications en comparant chaque classification par rapport aux situations précédentes ou suivantes), pour déterminer l'évolution interannuelle de l'occupation et de l'utilisation des sols.

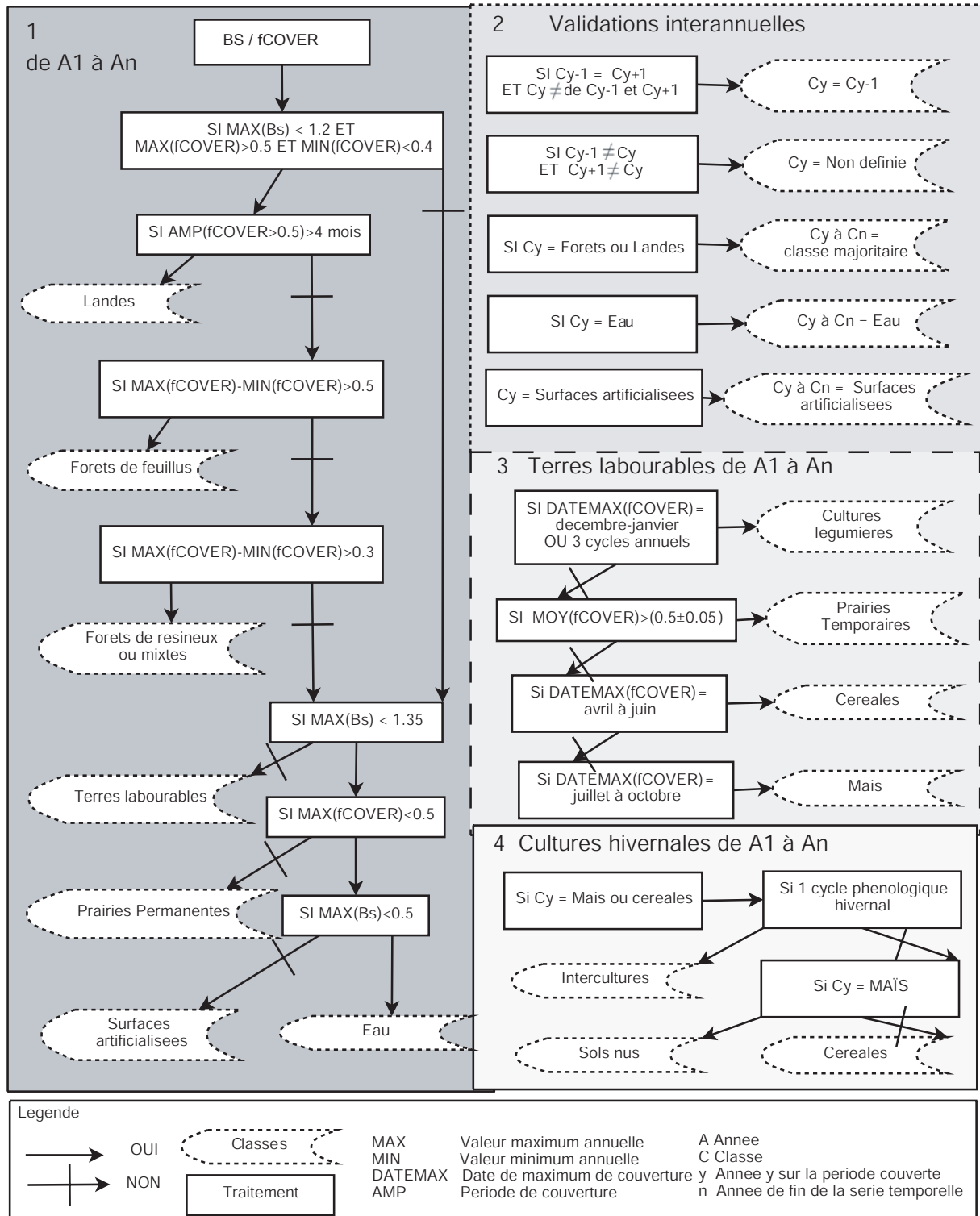


Figure 2-24 - Organigramme des classifications de séries temporelles d'images MODIS utilisant un arbre hiérarchique

2.3.4. Extraction de profil moyens de variables biophysiques

Des profils moyens ont été extraits des séries temporelles de fCOVER afin d'étudier la dynamique des taux de couverture végétale.

Ces profils ont été extraits pour chaque type d'occupation et d'utilisation du sol pris en compte dans les classifications précédemment effectuées, c'est à dire les couverts de maïs, de prairies et fourrages, de céréales hors maïs et d'intercultures.

Les profils ont été extraits pour chaque hiver et pour chaque année sur l'ensemble de l'année, sur la période 2000-2008.

Ces profils comprennent :

- les profils moyens de chaque type d'occupation et d'utilisation du sol sur l'ensemble de la Bretagne ;
- les profils moyens de chaque type d'occupation et d'utilisation du sol dans un buffer de 20 km autour de chacune des principales stations météorologiques bretonnes.

Une fois extraits, les profils ont pu être confrontés aux données météorologiques acquises et aux différentes variables climatiques présentées dans la partie 2.4.4.

Synthèse : Traitement des séries temporelles

Les séries temporelles d'images de réflectance MODIS préalablement constituées ont fait l'objet de plusieurs types de traitements afin d'en extraire des informations sur les changements intra et interannuels de l'état de végétation et de d'occupation et d'utilisation du sol.

La méthodologie appliquée pour le traitement des données est originale dans le sens où :

- dans un premier temps des variables biophysiques sont estimées à partir du couplage du modèle de transfert radiatif des couverts SAIL et du modèle de transfert radiatif des feuilles PROSPECT ;
- dans un second temps les séries temporelles de variables biophysiques -et non les séries temporelles de réflectance- sont utilisées afin d'identifier les types de couverture végétale et plus largement différentes classes d'occupation et d'utilisation des sols.

La détection des changements à partir des séries temporelles de variables biophysiques s'effectue en deux étapes :

Dans un premier temps, les métriques temporelles, également appelées métriques phénologiques, ont été appliquées sur les séries temporelles de fCOVER et de brillance des sols afin d'étudier la dynamique des sols nus hivernaux et de l'occupation annuelle des sols.

Dans un deuxième temps, les variables acquises en appliquant les métriques temporelles sont utilisées pour classifier l'occupation hivernale et annuelle des sols sur la période 2000-2008. La méthode de classification utilisée s'affranchit de l'extraction de signatures spectrales, étape difficile à mettre en œuvre dans le cas d'un paysage fragmenté comme celui de la Bretagne. Elle utilise un arbre décisionnel, méthode la plus adaptée à la classification de séries temporelles d'images de télédétection, l'arbre étant défini à partir de connaissances théoriques sur la phénologie des végétaux.

Chapitre 2.4. Méthode de validation des données traitées

Chacune des étapes du processus de prétraitement et de traitement des images a été évaluée en confrontant les séries temporelles MODIS obtenues ou l'information qui en a été extraite à différents types de données de télédétection ou de données de référence sur l'occupation et l'utilisation du sol. Les étapes de prétraitement ont été, pour l'essentiel, validées à l'aide d'autres types de données de télédétection.

A l'échelle locale, les séries temporelles de réflectance obtenues ont été confrontées à des images de réflectance issues de capteurs à haute résolution : LANDSAT, ASTER, SPOT et QUICKBIRD. A l'échelle régionale, les séries temporelles de réflectance MODIS ont été confrontées à des séries temporelles de réflectance provenant du capteur ENVISAT/MERIS et aux séries temporelles de réflectance MODIS délivrés par la NASA. Les variables biophysiques obtenues à l'aide du modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL ont fait l'objet d'une validation avec des séries temporelles de variables biophysiques issues du capteur SPOT/VEGETATION, du capteur MODIS (traitées par la NASA). Les variables biophysiques ont également été validées à l'échelle locale en estimant des variables biophysiques à partir d'images à haute résolution, SPOT et QUICKBIRD, elles-mêmes confrontées à une vérité de terrain.

Les deux principales sources d'information utilisées pour valider les informations extraites des séries temporelles d'images et déterminer l'origine des changements d'occupation et d'utilisation du sol, anthropique et/ou climatique, sont les données issues des déclarations de la Politique Agricole Commune ainsi que les données de différentes stations météorologiques situées en Bretagne.

La première partie de l'étape de validation a été effectuée à l'échelle locale à l'aide de données issues de capteurs à haute résolution spatiale. Elle a nécessité la mise en place d'une chaîne de prétraitement et de traitement des images ainsi que de méthodes d'agrégation permettant la comparaison des données à moyenne résolution et à haute résolution spatiale. La seconde partie concerne la validation des données à moyenne résolution à l'échelle régionale avec d'autres types de données à moyenne résolution ainsi que des données à basse résolution spatiale. Les différents produits utilisés pour la validation des séries temporelles d'images MODIS ainsi constituées sont exposés. Par la suite, l'information extraite des séries temporelles d'images MODIS a été confrontée à différents types de données sur l'occupation et l'utilisation du sol. Enfin, les traitements effectués sur les données météorologiques pour déterminer l'origine des changements de la couverture végétale et des modes d'occupation et d'utilisation des sols sont exposés.

2.4.1. Traitement des données de télédétection haute résolution

Une chaîne de prétraitement et de traitement des images haute résolution disponibles sur la Bretagne a été mise en place afin d'effectuer la validation des séries temporelles MODIS constituées à l'aide des méthodes de traitement et de prétraitement exposés dans les chapitres précédents.

2.4.1.1. Corrections atmosphériques

La première étape des prétraitements comprend l'étalonnage des valeurs de réflectance ainsi que la correction des effets de l'atmosphère sur les valeurs de réflectance enregistrées par les capteurs. Les corrections atmosphériques ont été effectuées grâce au modèle 6S (Vermote *et al.*, 1997). Les variables nécessaires à la correction atmosphérique des images haute résolution, soient la profondeur optique des aérosols, la teneur en vapeur d'eau, la teneur en ozone et la pression atmosphérique ont été identifiées après le prétraitement des images MODIS. Ces différentes variables sont issues des différents produits atmosphériques constitués à l'aide des algorithmes IMAPP sur les séries temporelles d'images MODIS. Les corrections atmosphériques sont effectuées de la même manière sur l'ensemble des images, sans prendre en considération les variations spatiales des différentes variables atmosphériques utilisées pour la correction. Notons également qu'une correction de la diffusion de Mie et donc des aérosols est effectuée sur les images haute résolution, contrairement aux images moyenne résolution MODIS pour lesquelles cette correction n'a pas été effectuée.

2.4.1.2. Corrections géométriques

Les images haute résolution ont été acquises avec différents niveaux de prétraitement et projetées dans différents systèmes de géoréférencement. En conséquence, certaines images, déjà rectifiées, ont seulement été géoréférencées, tandis que d'autres images ont nécessité des corrections géométriques afin de rendre les différentes données superposables aux autres. Une dizaine de points d'amers a été identifiée par image. Les résultats des corrections géométriques montrent un RMS de 0.7 au maximum. L'ensemble des images a été géoréférencé en Lambert II étendu. Les images acquises à une même date ont été assemblées afin d'obtenir des mosaïques d'images couvrant les plus grandes surfaces à l'échelle régionale.

2.4.1.3. Agrégation des valeurs de réflectance

L'objectif du traitement des images haute résolution étant de valider les séries temporelles d'images moyenne résolution MODIS, une comparaison des valeurs de réflectance obtenues à l'aide des images haute résolution et de celles des séries temporelles d'images MODIS a été effectuée. Cette comparaison doit permettre :

- de valider les corrections géométriques des données et identifier d'éventuels décalages géométriques ;
- d'identifier les effets de la fonction de transfert du capteur MODIS sur le paysage.

Un changement d'échelle entre les données haute résolution et les données MODIS est donc nécessaire pour pouvoir les confronter. Pour cela, plusieurs méthodes d'agrégation des données haute résolution ont été testées successivement, de la plus simple à la plus complexe, pour établir le lien entre l'information acquise à l'échelle locale et les séries temporelles d'images MODIS (Figure 2-25). Ces méthodes comprennent :

- l'agrégation par une moyenne,
- l'agrégation utilisant la fonction d'étalement de point du capteur MODIS,
- une agrégation utilisant des transformées de Fourier. Cette méthode permet d'éliminer certaines fréquences spatiales sur les images haute résolution et de déterminer l'impact de la fonction d'étalement de point sur les données enregistrées par le capteur MODIS.

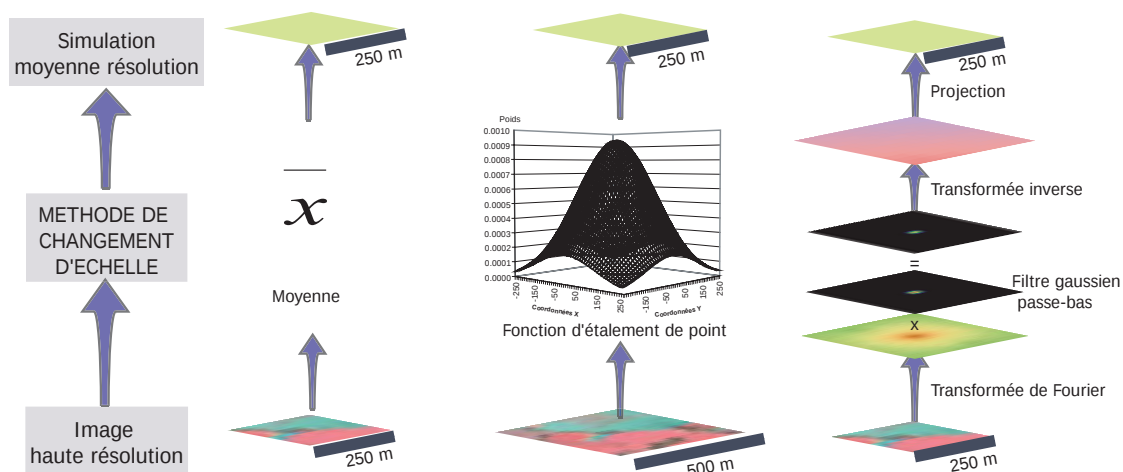


Figure 2-25 – Méthodes d'agrégation de données de réflectance haute résolution pour simuler des données de réflectance MODIS

2.4.1.3.1. Agrégation par une moyenne

La première méthode, la plus simple, consiste à calculer la moyenne de l'ensemble des pixels sous-jacents à un pixel MODIS de 250 m x 250 m. Cette méthode est la plus

couramment employée pour agréger des données quantitatives en télédétection. Toutefois, elle ne prend pas en considération les effets de la fonction de transfert des capteurs.

2.4.1.3.2. Utilisation de la fonction d'étalement de point

Une seconde méthode d'agrégation des données de réflectance issues des images à haute résolution et prenant en considération la fonction d'étalement de point du capteur MODIS a été utilisée. La fonction d'étalement de point correspond à la manière dont l'image d'un point est élargie par la diffraction, les défauts géométriques, et d'éventuelles anamorphoses introduites par la chaîne de collecte du signal. Un détecteur n'enregistre pas un pixel sur une surface carrée, le pixel étant en réalité une représentation simplifiée de ce qu'enregistre le capteur.

La valeur de réflectance d'un pixel MODIS correspond à la somme des valeurs de réflectance des différentes surfaces au sol, pondérée par la valeur de la fonction d'étalement de point. Pour MODIS, la fonction d'étalement de point correspond en théorie à la figure 2-26 (C. Huang *et al.*, 2002; Townshend *et al.*, 2000). Lors de l'agrégation, les individus se trouvant aux coordonnées x et y doivent être pondérés par le coefficient se trouvant en z .

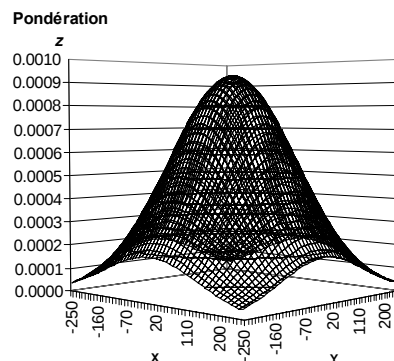


Figure 2-26 – Fonction d'étalement de point du capteur MODIS pour les bandes rouges et proche infrarouge (Townshend *et al.*, 2000)

2.4.1.3.3. Agrégation avec des transformées de Fourier

La fonction d'étalement de point a pour effet de lisser l'information acquise par les capteurs d'images satellitaires. Pour des paysages homogènes, la fonction d'étalement de point entraîne des effets minimes. Au contraire, pour des paysages fragmentés, la fonction d'étalement de point a pour effet de lisser les images. Afin de déterminer l'impact de la fonction d'étalement de point sur l'information enregistrée, une autre méthode d'agrégation des données haute résolution a été utilisée. La méthode consiste à filtrer les images haute résolution des plus haute fréquences spatiales à l'aide de transformées de Fourier, puis à agréger les données filtrées pour identifier les fréquences spatiales n'ayant pas d'influence sur les données enregistrées par le capteur MODIS.

La fragmentation du paysage influençant fortement la qualité des résultats, nous avons tenté de mettre en évidence les limites du capteur MODIS pour la détection des parcelles de sols nus en fonction du niveau de fragmentation du paysage (Hubert-Moy *et al.*, 2005). Pour cela, nous avons utilisé des transformées de Fourier qui permettent de décomposer les variations spatiales d'une image en plusieurs sinusoïdes et d'identifier l'amplitude de chaque fréquence. Les hautes fréquences sont l'expression d'un paysage fortement fragmenté alors que les basses fréquences illustrent un paysage ouvert. Les transformées de Fourier permettent de transposer une image d'un espace géographique vers un espace de fréquence/magnitude. La magnitude représente l'importance de chaque fréquence au sein de l'image. Plus la magnitude est élevée pour les hautes fréquences, plus l'espace étudié est fragmenté. Inversement, plus la magnitude est forte pour les basses fréquences, moins le paysage est fragmenté. Une transformée de Fourier a été appliquée aux images de réflectance issues d'une mosaïque d'images SPOT datant de janvier-février 2001 et couvrant les 2/3 de la Bretagne. Les hautes fréquences ont été dissociées des basses fréquences avec un filtre gaussien pour différents seuils allant de 125 m à 2000 m. Une fois les images filtrées dans l'espace de Fourier, elles ont été retransposées dans l'espace géographique. On obtient ainsi deux images : la première, filtrée avec un filtre gaussien passe-bas, est une image sur laquelle les niveaux de fragmentation les plus élevés sont éliminés ; la seconde, filtrée avec un filtre gaussien passe-haut est une image mettant en évidence des niveaux de fragmentation élevés. Afin de comparer les images haute résolution aux images MODIS, un changement d'échelle a été effectué sur l'image filtrée des hautes fréquences spatiales en prenant la valeur du pixel de l'image SPOT la plus proche du centre du pixel MODIS. Des comparaisons entre les images filtrées des hautes fréquences spatiales et des images MODIS ont été effectuées pour différentes valeurs de filtre.

2.4.1.4. Estimation de variables biophysiques

Une fois corrigées de l'atmosphère et géoréférencées, les images à haute résolution spatiale ont servi à l'estimation de variables biophysiques afin de valider :

- les variables biophysiques estimées à l'aide du modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL par rapport à des données de référence relevées sur le terrain,
- les variables biophysiques estimées à partir des séries temporelles d'images MODIS.

Le modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL a donc été appliqué sur les images haute résolution de la même manière que sur les images moyenne résolution MODIS (Baret *et al.*, 2007). La base d'apprentissage utilisée est identique à celle utilisée pour les images MODIS et pour la constitution des variables biophysiques CYCLOPES. L'ensemble des bandes spectrales des différentes images à haute résolution spatiale a été utilisé pour

l'inversion du modèle de transfert radiatif. L'ensemble des variables biophysiques a été estimé.

Les variables biophysiques obtenues ont été agrégées par une moyenne pour pouvoir les comparer avec les séries temporelles de variables biophysiques MODIS.

2.4.1.5. Classification de l'occupation et de l'utilisation du sol

Une classification de l'occupation et de l'utilisation du sol a été effectuée pour l'hiver 2000/2001 à partir de deux images haute résolution, une mosaïque d'images SPOT datant de janvier 2001 et une mosaïque d'images LANDSAT datant de mai 2001. Ces deux images sont acquises à des dates permettant de distinguer clairement les types d'occupation et d'utilisation hivernaux des sols et couvrent le département d'Ille et Vilaine ainsi que l'est des Côtes d'Armor (Tableau 2-7). Chacune des mosaïques a été classée par une méthode de classification basée sur le pixel utilisant la méthode du maximum de vraisemblance afin de distinguer :

- les forêts de feuillus ;
- les forêts de résineux ;
- les landes ;
- les surfaces urbanisées ;
- les surfaces en eau ;
- les sols couverts ;
- les sols nus.

Par la suite, ces deux classifications ont été croisées afin d'identifier (Tableau 2-7) :

- les intercultures ;
- les sols nus avant les cultures de maïs ;
- les céréales d'hiver ;
- les prairies.

Notons que le fCOVER estimé à l'aide des images à haute résolution spatiale a servi à l'identification des sols nus hivernaux. Les images de fCOVER obtenus ont été seuillées en deux classes (« Sols nus à peu couverts » et « Sols couverts à plus de 25 % »).

Tableau 2-7 - Croisement des classes de sols couverts et de sols nus permettant de déterminer l'occupation et l'utilisation hivernale des sols

Classe du mois de janvier	Classe du mois de mai	Type d'occupation du sol
Sols couverts	Sols couverts	Prairies
Sols couverts	Sols nus	Intercultures
Sols nus	Sols couverts	Céréales d'hiver
Sols nus	Sols nus	Sols nus hivernaux

2.4.1.6. Agrégation des classifications

Les différentes classifications obtenues à partir du traitement d'images à haute résolution ont été agrégées à une résolution de 250 m pour valider les classifications issues des séries temporelles d'images MODIS en identifiant les trois premières classes majoritairement représentées sur les classifications à haute résolution pour chaque pixel MODIS. De plus, la proportion de chaque classe présente au sein d'un pixel agrégé à 250 m a été calculée.

La validation des classifications dérivées des séries temporelles MODIS a été effectuée pour des pixels dominés à plus de 75 % par un type d'occupation et d'utilisation du sol, qui sont considérés ici comme « purs ». Le pixel d'une image MODIS dépendant fortement de son voisinage et l'objectif des classifications étant de déterminer des îlots contenant une même classe, la validation ne peut s'effectuer pixel par pixel, sauf pour des pixels présentant une forte majorité d'un type d'occupation et d'utilisation du sol (Townshend *et al.*, 2000). La validation n'a donc été effectuée que pour des pixels proches de pixels « purs ».

2.4.2. Validation des séries temporelles reconstituées

2.4.2.1. Les prétraitements atmosphériques

Les résultats produits par le modèle de corrections atmosphériques 6S modifié ne pouvant, dans le cadre de cette étude, être validés avec des données issus de photomètres ou de sondeurs atmosphériques, nous avons choisi de les comparer avec les résultats issus d'un modèle de correction atmosphérique utilisant des valeurs constantes de teneur en vapeur d'eau, de teneur en ozone, de pression atmosphérique. Ce modèle, développé dans le cadre du « MODIS rapid response project » (Descloitres *et al.*, 2002) a été mis à notre disposition par J. Descloitres. Les prétraitements atmosphériques ont également été validés en comparant les résultats du modèle utilisé avec les données MOD09GQK, ces dernières ayant fait l'objet d'une correction de la diffusion de Mie à l'aide du modèle 6S (Vermote *et al.*, 1997).

2.4.2.2. La reconstruction avec les cartes de Kohonen

Afin d'évaluer les résultats de la reconstruction des séries temporelles avec les cartes auto-organisatrices de Kohonen, plusieurs modes de validation ont été appliqués :

- Le fonctionnement du modèle de reconstruction a été évalué à travers des tests effectués en éliminant des données disponibles, en les reconstruisant et en effectuant une comparaison entre les données reconstruites et les données originales. Ainsi, une série de 10 images MODIS couvrant l'hiver 2002/2003 a été utilisée et pour une image

de la série, le 24 janvier 2003, les données MODIS originales ont été masquées afin d'effectuer une estimation de ces valeurs de réflectance à l'aide du réseau de Kohonen. Seule une portion de l'image du 24 janvier 2003 a été masquée (Figure 2-27). Afin d'évaluer la sensibilité du modèle de reconstruction vis-à-vis des images d'entrée, la reconstruction a été appliquée sur une série d'images non filtrées (SOM1) et sur une série d'images filtrées avec la méthode des « Box and Whisker » (SOM2). Habituellement, et pour d'autres applications, seules des données non filtrées font l'objet d'une reconstruction.

- En outre, afin d'évaluer plus finement la qualité de la reconstruction, les données reconstruites ont été comparées à des images haute résolution dont la date d'acquisition correspond à celle des images MODIS, avec un décalage de quelques minutes seulement dans le temps. Une image SPOT du 24 janvier 2003, agrégée à 250 m de résolution a été comparée aux données MODIS reconstruites.

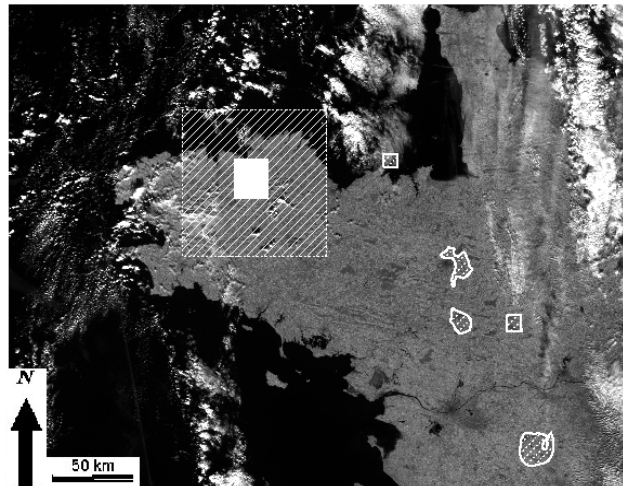


Figure 2-27 - Localisation des images reconstruites pour l'hiver 2002/2003. La zone striée correspond à la couverture spatiale de l'image SPOT du 24-01-2003. En blanc apparaît la zone où les données MODIS ont été éliminées pour la reconstruction. Les zones pointillées correspondent aux échantillons sélectionnés pour la reconstruction

2.4.2.3. Les procédés de reconstruction

Des séries temporelles de réflectance provenant du capteur européen MERIS ont été comparées aux séries temporelles d'images MODIS afin d'évaluer le processus de reconstruction et de lissage. Les images reconstruites ont également été comparées avec deux produits MODIS « standard » :

- des images MOD09Q1, synthèses hebdomadaires d'images de réflectance,
- des images MOD13Q1, synthèses d'indice de végétation sur 15 jours.

2.4.2.4. Extrapolation des séries temporelles de réflectance

Les séries temporelles de réflectance MODIS simulées à l'aide du réseau de Kohonen ont fait l'objet de validations en utilisant des images SPOT à haute résolution spatiale acquises le 15 janvier 2000 et le 15 juin 1999, la première image MODIS étant acquise le 6 mars 2000. Les deux images ont fait l'objet de prétraitements atmosphériques et géométriques avant d'être agrégée à 250 m de résolution pour être comparées aux images de réflectance MODIS simulées pour ces mêmes dates.

2.4.2.5. Les variables biophysiques

Les variables biophysiques obtenues à partir des séries temporelles de réflectance issues du capteur MODIS ont été validées dans un premier temps à l'aide de variables biophysiques estimées à l'aide d'images haute résolution. Les variables biophysiques à haute résolution ont elles-mêmes été validées à l'aide de données relevées sur le terrain. Une comparaison avec les produits CYCLOPES, qui sont les variables biophysiques issues des capteurs SPOT/VEGETATION avec une résolution kilométrique, a également été effectuée. Les variables biophysiques dérivées de la chaîne de traitements utilisée pour cette étude ont également été comparées aux variables biophysiques issues des produits MODIS délivrés par la NASA.

2.4.3. Les classifications

L'objectif principal de cette étude est d'identifier des changements d'occupation sols, et plus précisément de détecter l'évolution de la répartition spatiale des sols nus hivernaux, ainsi que des surfaces en céréales (maïs compris) et en prairies. Les résultats des classifications effectuées pour détecter ces changements ont été confrontés à l'échelle régionale aux données de CORINE Land Cover et aux statistiques agricoles, tandis qu'à l'échelle locale elles ont été comparées à une classification d'images à haute résolution spatiale. Les statistiques agricoles permettent d'effectuer un suivi de l'évolution des grands types de cultures annuelles à l'échelle communale. *A contrario*, aucune information n'est disponible à l'échelle régionale sur la couverture hivernale des sols. Les validations ne peuvent alors s'effectuer qu'à partir de données de terrain ayant un nombre d'échantillons réduits ou à partir de classifications effectuées sur des images à haute résolution spatiale à l'aide de ces relevés terrain. Toutefois, la mise en relation des classifications de l'occupation et de l'utilisation annuelle des sols avec les statistiques agricoles permet une validation partielle de l'information acquise sur l'occupation hivernale des sols. Les traitements qui ont été effectués sur la base de données Corine Land Cover et les données statistiques de la PAC sont décrits ci-dessous ; les traitements appliqués sur les images SPOT pour en dériver les

classifications utilisées pour valider localement les résultats obtenus à partir des séries temporelles MODIS qui ont été précédemment décrits ne sont pas repris.

2.4.3.1. Utilisation de Corine Land Cover

La nomenclature utilisée dans la base de donnée Corine Land Cover n'est pas adaptée à l'étude de l'utilisation des sols en Bretagne (Hubert-Moy, 2004), ce qui engendre de nombreuses confusions entre différents modes d'usage des sols. Ainsi, nous avons effectué des regroupements de classes à partir de la base de données CORINE LAND COVER de 2000 afin de distinguer les principaux types d'utilisation du sol, et de déterminer la SAU. Les cultures permanentes, prairies, terres agricoles ont donc été agrégées dans une seule et même classe. La nomenclature finalement utilisée est exposée sur la figure 2-28. Cette carte a servi à la validation des classifications pour les classes de zones artificialisées, d'eau, de landes, de forêts et de surfaces agricoles.

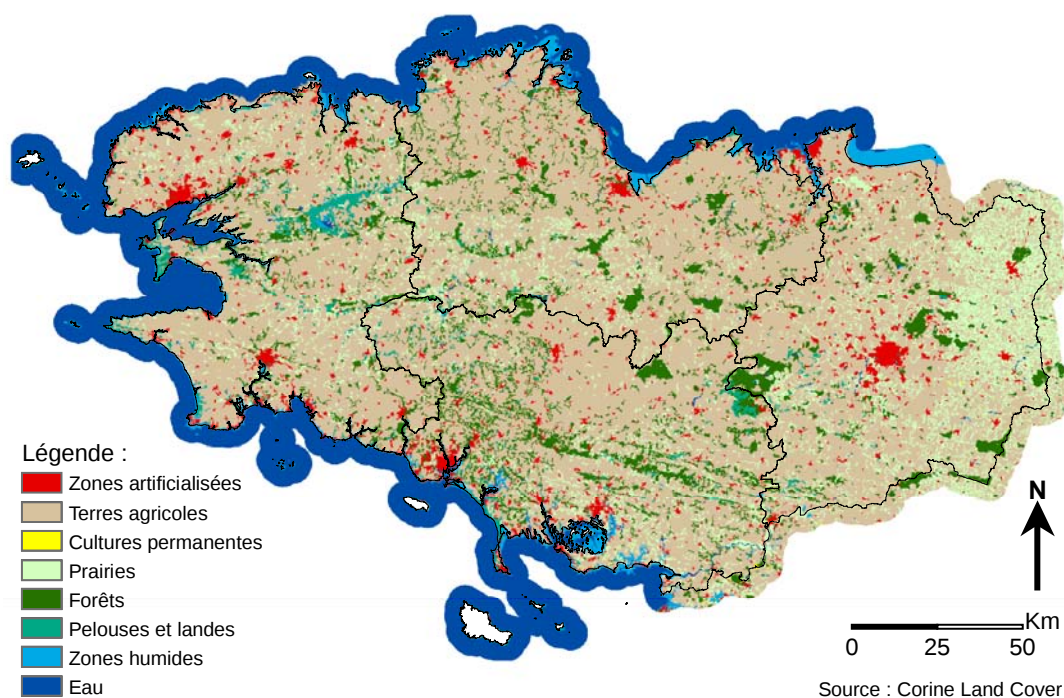


Figure 2-28 - Inventaire des principaux modes d'occupation des sols en Bretagne à partir de la base Corine Land Cover

2.4.3.2. Utilisation des statistiques de la Politique Agricole Commune

L'évolution des systèmes agraires en Bretagne a été évaluée à l'aide des déclarations de la Politique Agricole Commune par commune bretonne. Le travail a consisté en la détection des changements à partir de statistiques agricoles. L'information a été traitée afin de

faciliter les comparaisons avec l'information issue de l'imagerie satellitaires. Deux étapes de traitement de données ont été effectuées :

- la première comprend le regroupement des différents types d'occupation du sol déclaré par les agriculteurs pour correspondre aux classes d'occupation du sol distinguées par télédétection, le calcul de la part de chaque grand type d'occupation du sol au sein de la SAU et des variations interannuelles des grands types d'occupation du sol;
- la seconde inclue l'extraction des dominantes d'occupation du sol afin de caractériser les types de systèmes agraires et la constitution d'indicateurs synthétiques permettant de relater l'évolution de ces systèmes.

Sur ce dernier point, deux indicateurs permettant l'analyse de l'évolution des systèmes agraires et la comparaison avec l'information issue des images satellites ont été traités :

- l'évolution de la part des terres labourables au sein de la SAU,
- l'évolution du ratio « surfaces herbacées/surfaces céréalières » soit « (prairies + fourrages) / (céréales + maïs) ».

Ces deux indicateurs peuvent nous renseigner sur l'intensification des systèmes agraires ainsi que l'évolution des sols nus hivernaux. Ils permettent en outre une comparaison rapide avec l'information issue du traitement des images satellites.

Les nomenclatures de la PAC sont issues des déclarations des agriculteurs sur l'utilisation de leurs parcelles agricoles. Les types de culture recensés dans les données de la Politique Agricole Commune sont relativement hétérogènes et nécessitent une agrégation afin de synthétiser l'information et distinguer des changements. Les séries d'images satellites ne permettent pas de distinguer autant de classes que celles qui sont recensées dans les déclarations de la PAC. D'autre part, la phénologie de certains types de végétaux étant relativement semblable dans le temps, leur distinction à l'aide des séries temporelles d'images n'est pas envisageable. Certaines classes ont donc été regroupées afin de simplifier l'information et pour que celles-ci correspondent au mieux aux grands types de cultures qu'il est possible de distinguer sur des images satellites. Ces regroupements ont également été effectués dans l'objectif de mettre en évidence des changements de systèmes culturels.

Le plus grand regroupement de classes a été effectué pour les céréales. En effet, il apparaît difficile de distinguer le blé de l'orge, du seigle, du triticale, ces cultures ayant une phénologie relativement semblable. En conséquence, l'ensemble de ces céréales a été regroupé pour ne former qu'une classe. Seuls les maïs ont été extraits indépendamment des autres céréales et ce pour deux raisons :

- le maïs a un cycle phénologique différent des autres types d'occupation du sol, les maïs étant considérés comme une culture particulièrement « à risque » sur le plan érosif et concernant l'emportement de matière organique. C'est également la culture

qui nécessite l'apport d'eau le plus important sur la Bretagne. Notons également qu'une parcelle cultivée en maïs possède de plus fortes chances de rester non couverte lors de l'hiver qui la précède. Globalement, la détection des parcelles cultivées en maïs peut sensiblement améliorer la détection de la couverture hivernale des sols.

- le maïs grain et le maïs à ensilage ont été regroupés dans une seule et même classe, leur distinction par télédétection ne paraissant pas envisageable avec les images satellitales actuelles.

Pour chaque commune, la part des principales cultures a été évaluée, les principales cultures correspondant à la typologie suivante : maïs, céréales, prairies et cultures légumières. Par la suite, les variations interannuelles de chaque grand type de culture ont été déterminées afin d'identifier les changements. Les légumes couvrent des surfaces relativement réduites par rapport à l'ensemble du territoire breton et se retrouvent pour l'essentiel en Bretagne nord, le long des côtes ainsi qu'en Bretagne centrale. Les cultures légumières ne représentent pas une donnée importante du fait qu'un nombre limité de communes est couvert par des cultures légumières. D'autre part, ce type de culture n'est pas déterminant dans les classifications des types de systèmes agricoles. En revanche, la part des cultures de maïs, de céréales et de fourrages permet de déterminer les types de systèmes agraires et constitue une donnée essentielle à la distinction des changements d'occupation et d'utilisation du sol en Bretagne.

Afin de mettre en évidence les évolutions des surfaces cultivées, des taux de variation ont été calculés pour l'ensemble des communes bretonnes pour chaque type de culture sur la période 1995-2005.

L'analyse de l'évolution des systèmes de productions agricoles, de leur intensification ou extensification passe par l'analyse du ratio « surfaces herbacées/surfaces céréalières » et de l'évolution des terres labourables par rapport à la SAU communale. Ces deux indicateurs ont donc été calculés pour l'ensemble de la période pour laquelle les données PAC ont été acquises.

Les différentes variables extraites des déclarations de la PAC ont par la suite été comparées à l'information extraite des séries temporelles d'images MODIS. Les données MODIS ont donc été agrégées à l'échelle communale pour procéder à ces comparaisons

Le traitement et l'analyse statistique des données PAC a été effectuée en collaboration avec l'équipe de l'INRA-SAD Armorique qui a coordonné cette partie du travail.

2.4.4. Distinction des facteurs climatiques de changement

L'influence de la variabilité climatique sur l'évolution de l'occupation et de l'utilisation du sol peut être analysée à l'aide de diverses données météorologiques couvrant la période étudiée. L'objectif du traitement de ces données est de fournir une information

permettant d'analyser les images MODIS et établir une relation entre la variabilité climatique et l'évolution intra et interannuelle de la végétation et des modes d'occupation et d'utilisation des sols.

2.4.4.1. Traitement des données mensuelles

Pour les neuf stations citées dans la partie 2.1.2.2.2.1, les variables météorologiques suivantes ont été calculées à partir des séries de températures et de précipitations (Tableau 2-4) :

- l'évapotranspiration potentielle et réelle,
- le déficit d'évaporation, la différence entre évapotranspiration réelle et potentielle,
- le surplus hydrique,
- le nombre de jours de précipitations supérieures à 10 mm pour une période mensuelle.

Les situations météorologiques extrêmes peuvent ralentir la croissance des végétaux et contribuer ainsi à une diminution des taux de couverture du sol par la végétation. Ce type de situation ne peut être résumé uniquement par l'utilisation de séries de données de précipitations ou de températures. Des précipitations importantes accompagnées de fortes températures ne présentent pas forcément un risque du point de vue du développement de la végétation, l'eau précipitée s'évaporant par la suite. Nous avons choisi de traiter préférentiellement des données sur l'évapotranspiration plutôt que les séries mensuelles de températures et de précipitations, l'évapotranspiration dépendant directement de la présence, de la structure et de l'état des couverts végétaux.

La formule de l'ETP de Turc a été utilisée de préférence à la formule de Penman afin de calculer l'évapotranspiration pour l'ensemble des stations météorologiques, notamment au regard des données disponibles pour 2003. La réserve utile a été fixée à 125mm. Nous avons choisi de retenir les valeurs mensuelles de l'évapotranspiration réelle (ETR) et du déficit d'évaporation ($DE = ETP - ETR$) afin de quantifier l'intensité de la sécheresse (Dubreuil, 1994).

Le risque d'érosion et d'emportement d'intrants est décuplé par la non-présence d'une couverture hivernale des sols. Lorsque les sols sont couverts par une couverture végétale suffisamment importante, le risque diminue et l'érosion est limitée. Afin de connaître les risques réels de pollution diffuse ainsi que les risques érosifs, il est donc nécessaire de coupler la présence de faibles taux de couverture végétale à une intensité de précipitations importantes. Il a été choisi de caractériser des périodes présentant un risque important d'érosion et d'emportement d'intrant en utilisant les cumuls de précipitations couplés au

nombre de jours de précipitations supérieurs à 10 mm. Ces données ont été constituées pour l'ensemble des neuf stations bretonnes.

2.4.4.2. Traitement des données journalières

Le nombre de jours de gel mensuel a été extrait de la série de données météorologiques journalières provenant de la station de Rennes Saint-Jacques afin de caractériser l'évolution de la couverture hivernale des sols (Tableau 2-4). D'autre part, l'évolution des précipitations ainsi que des températures a été utilisée pour les comparer aux variables biophysiques extraites à l'aide du modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL. Enfin, le cumul degré/jour a été calculé sur une période allant du mois de novembre au mois d'avril pour chaque hiver de la période d'étude.

2.4.4.3. Les types de circulation atmosphérique

La classification des types de circulation atmosphérique (GWT) a été effectuée pour identifier les types de circulation dominants durant la période hivernale, du mois de novembre au mois d'avril. En outre, la fréquence de chaque type de circulation a été calculée pour les jours caractérisés par plus de 10 mm de précipitations lors de l'hiver 2000/2001, et pour les jours de gel lors de l'hiver 2005/2006.

Synthèse : Méthode de validation des données traitées

La validation du jeu de données constitué a été effectuée pour les différentes étapes du prétraitement et du traitement des images, de l'échelle locale à l'échelle régionale en utilisant plusieurs sources de données.

A l'échelle régionale, la base de données CORINE LAND COVER et les statistiques agricoles servent à valider les grands types d'occupation des sols identifiés à partir des séries temporelles MODIS.

A l'échelle locale, ce sont les images à haute résolution spatiale, elles-mêmes validées par des relevés effectués sur le terrain qui sont utilisées pour valider les informations sur la couverture hivernale des sols, la présence et la dynamique de cette dernière n'étant disponible à l'échelle régionale. Toutefois, les statistiques agricoles de la PAC ont été utilisées pour valider grossièrement l'évolution de la couverture des sols en utilisant l'information disponible à l'échelle communale sur l'ensemble de la région sur les terres arables, les céréales et les prairies.

Des séries de données météorologiques ont également été utilisées à différentes échelles spatio-temporelles afin de valider certaines des variables biophysiques calculées avec le modèle PROSPECT-SAIL et d'identifier l'origine des changements d'occupation et d'utilisation du sol.

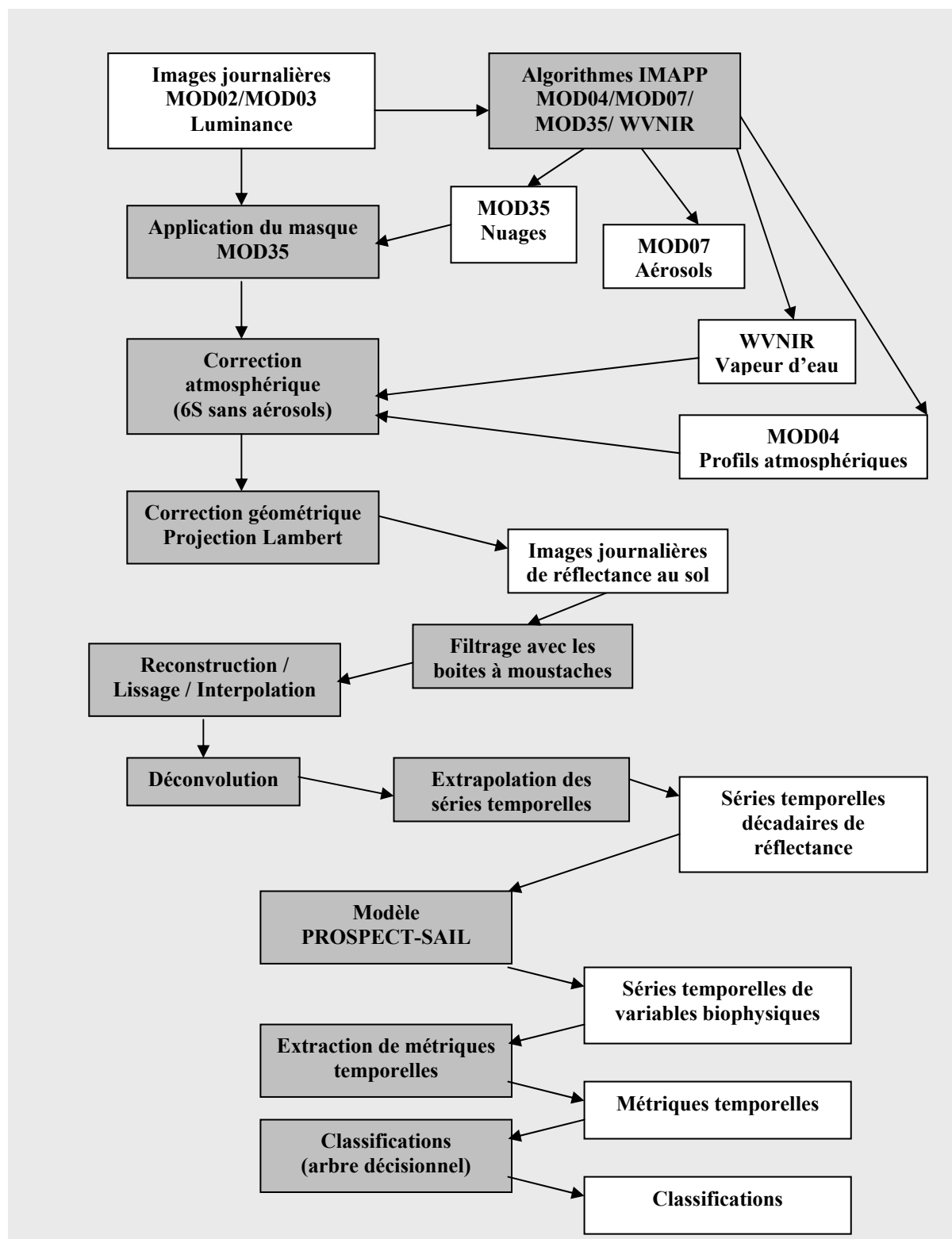


Figure 2-29 - Chaîne de traitement d'images MODIS, de la luminance aux classifications

CONCLUSION DE LA DEUXIEME PARTIE

Cette deuxième partie, exclusivement méthodologique, a permis d'exposer comment les données journalières à moyenne résolution MODIS ont été utilisées afin de constituer des séries temporelles d'images sur la Bretagne depuis mars 2000 à aujourd'hui. La couverture nuageuse fréquente sur la région ainsi que la fragmentation de son paysage agricole ont nécessité la mise en place d'une chaîne originale de prétraitement et de traitement de ces images pour pouvoir distinguer des changements d'occupation et d'utilisation du sol, plus particulièrement l'évolution de la couverture hivernale des sols et des surfaces dévolues aux céréales et aux prairies, qui constituent des indicateurs des changements d'orientation des systèmes agricoles, vers l'intensification ou l'extensification.

Les produits MODIS prétraités déjà disponibles présentant des artéfacts, plusieurs phases de prétraitement ont été nécessaires pour reconstituer les séries d'images de réflectance à partir desquelles les synthèses d'indices de végétation et les variables biophysiques ont été calculées. Des classifications par arbre de décision hiérarchique et des métriques temporelles ont été appliquées sur les séries temporelles de variables biophysiques dérivées du modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL, pour extraire les informations recherchées sur l'évolution interannuelle et les dynamiques intra-annuelles du couvert végétal hivernal ainsi que des surfaces en céréales et prairies. Les images produites ont fait l'objet de validation pour chacune des étapes de prétraitement et de traitement avec différents types de données produites à partir des images de télédétection et des séries de données statistiques provenant d'inventaires agricoles ou acquises par des stations météorologiques.

L'ensemble de la chaîne de prétraitements et de traitements de la série multitemporelle d'images EOS/MODIS qui a été mise en œuvre dans le cadre de cette étude est reproductible et applicable à d'autres paysages agricoles fragmentés et caractérisés par une forte variabilité intra et interannuelle des couverts végétaux (Figure 2-29).

Partie 3 : La dynamique de l'occupation et de l'utilisation des sols à l'échelle régionale par télédétection moyenne résolution

SOMMAIRE

CHAPITRE 3.1. LES SERIES TEMPORELLES D'IMAGES MODIS : DE LA REFLECTANCE AUX CLASSIFICATIONS D'OCCUPATION DU SOL.....	177
3.1.1. Les séries temporelles de réflectance.....	178
3.1.1.1. Les données journalières de réflectance.....	178
3.1.1.2. Les séries temporelles décadaires de réflectance.....	190
Synthèse partielle : Les séries temporelles de réflectance.....	210
3.1.2. Les variables biophysiques, du terrain à l'échelle régionale.....	213
3.1.2.1. Du terrain à la moyenne résolution.....	213
3.1.2.2. De la moyenne résolution à la basse résolution.....	216
3.1.2.3. Comparaison des séries temporelles de LAI et de fCOVER.....	220
Synthèse partielle : La validation des variables biophysiques estimées avec le modèle PROSPECT-SAIL à partir des images MODIS reconstruites.....	223
3.1.3. Les classifications de séries temporelles, de l'échelle régionale à l'échelle locale.....	225
3.1.3.1. Validité de la cartographie des types d'usage des sols à l'échelle régionale.....	225
3.1.3.2. L'identification des types d'occupation agricole des sols.....	230
Synthèse partielle : La validation des classifications effectuées à partir des images MODIS reconstruites.....	241
Synthèse : Les séries temporelles d'images MODIS : de la réflectance aux variables biophysiques.....	243
CHAPITRE 3.2. LA DYNAMIQUE SPATIO-TEMPORELLE DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DES SOLS AGRICOLES EN BRETAGNE.....	245
3.2.1. L'évolution des surfaces cultivées.....	245
3.2.1.1. L'évolution interannuelle des terres cultivées.....	245
3.2.1.2. L'évolution intra-annuelle de la couverture des sols.....	255
3.2.2. L'évolution de la couverture hivernale des sols.....	265
3.2.2.1. L'évolution interannuelle de l'occupation hivernale des sols.....	265
3.2.2.2. L'évolution intra-annuelle de l'occupation hivernale des sols.....	271
Synthèse : L'évolution inter et intra-annuelle de l'occupation et de l'utilisation des sols agricoles.....	277
CONCLUSION DE LA TROISIEME PARTIE.....	279

INTRODUCTION

Cette troisième partie expose l'ensemble des résultats obtenus après avoir appliqué la chaîne de méthode prétraitements et de traitements d'images aux séries temporelles d'images de télédétection à moyenne résolution EOS/MODIS acquises sur la Bretagne sur la période 2000-2008. Le premier chapitre met en évidence la précision des résultats issus de chacune des étapes de prétraitements et traitements des données exposées dans la deuxième partie. L'objectif de ce chapitre est d'évaluer l'intérêt des méthodes mises en œuvre pour traiter des séries multitemporelles d'images de télédétection, pour les appliquer *in fine* à des séries d'images MODIS sur d'autres types de paysages ou à des images issues d'autres capteurs.

Le second chapitre est consacré à l'analyse des changements détectés à l'échelle régionale, en détaillant les dynamiques spatio-temporelles inter et intra-annuelles d'indicateurs de l'occupation et d'utilisation des sols relatifs à la couverture hivernale des sols, les prairies et les cultures de céréales. L'objectif poursuivi dans ce chapitre est d'identifier l'origine des changements détectés, qu'il s'agisse de facteurs liés au climat ou de facteurs socio-économiques.

Chapitre 3.1. Les séries temporelles d'images MODIS : de la réflectance aux classifications d'occupation du sol

Ce chapitre vise à évaluer les méthodes de prétraitements et de traitements appliquées aux séries temporelles d'images MODIS en mettant en évidence le domaine de validité du jeu de données, tant sur le plan spatial que temporel. Les résultats de chacune des phases de prétraitement et de traitement des images sont présentés afin d'évaluer l'apport respectif des méthodes utilisées pour obtenir successivement des séries temporelles de réflectance, des séries temporelles de variables biophysiques, et des cartographies d'occupation et d'utilisation du sol.

En premier lieu, les résultats présentés concernent les méthodes utilisées pour dériver des séries temporelles de réflectance à partir des données MOD02. La qualité des images journalières de réflectance au sol dérivées de ces données est évaluée avec d'autres données de télédétection et/ou des relevés terrain, d'une part à travers l'analyse de l'impact des corrections atmosphériques appliquées sur les données, et d'autre part en analysant la précision de l'information contenue dans les images, notamment en définissant des seuils de détection de changements d'usage des sols vis-à-vis du parcellaire agricole étudié. La qualité des séries temporelles reconstruites et lissées est ensuite estimée en comparant les différentes stratégies de reconstruction mises en œuvre en utilisant des réseaux de Kohonen et des fonctions robustes.

Une partie des séries de variables biophysiques obtenues avec le modèle PROSPECT-SAIL à partir des séries temporelles de réflectance pour identifier les dynamiques spatio-temporelles de la végétation et des sols sont ensuite évaluées à l'aide de données de terrain, d'images à haute résolution ainsi que de séries temporelles à moyenne et basse résolution spatiales, ces dernières étant généralement utilisées pour identifier des changements à l'échelle globale ou continentale. En outre, les séries temporelles de variables biophysiques offrent une autre possibilité d'évaluer les séries temporelles de réflectance dérivées des données MODIS qui ont fait l'objet d'une première évaluation dans le premier chapitre de cette partie.

En dernier lieu, les résultats des classifications dérivées des séries temporelles de variables biophysiques MODIS sont exposés. Ils sont confrontés d'une part à des classifications dérivées d'images satellite à haute résolution spatiale et d'autre part à des statistiques agricoles, disponibles respectivement à l'échelle locale et à l'échelle régionale.

3.1.1. Les séries temporelles de réflectance

Les résultats obtenus afin d'élaborer d'une part les images journalières de réflectance au sol dérivées des données MOD02 après l'application d'un modèle de corrections atmosphériques et des corrections géométriques, et d'autre part les séries temporelles de réflectance reconstruites issues de ces mêmes images journalières de réflectance au sol sont présentés successivement. Ces résultats, qui n'ont pu être validés à l'aide de données de terrain, ont été confrontés à d'autres jeux de données disponibles sur la Bretagne telles que des images de télédétection à haute ou basse résolution spatiale.

3.1.1.1. Les données journalières de réflectance

Cette partie est consacrée aux résultats des premières étapes de prétraitement des images, qui consistent à éliminer les effets de l'atmosphère sur les images et à obtenir des données géoréférencées. Les résultats obtenus après l'application des modèles de corrections atmosphériques sont d'abord présentés ; puis la précision de l'information contenue dans les images journalières de réflectance MODIS est évaluée en deux points : d'une part en définissant, à partir de ces images, des seuils de détection de changements d'usage des sols vis-à-vis du parcellaire agricole étudié ainsi que le niveau de correspondance entre les images MODIS et les images à haute résolution spatiale ; d'autre part en évaluant l'impact de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS sur les données et de l'application d'un filtre passe-haut afin d'en diminuer les effets.

3.1.1.1.1. Une correction partielle des effets atmosphériques

Aucune donnée de réflectance acquise au sol sur la zone d'étude n'est compatible avec l'échelle de la moyenne résolution, et aucun sondage atmosphérique n'est disponible sur la Bretagne. En conséquence, nous avons choisi de comparer les résultats obtenus avec les différentes méthodes de corrections atmosphériques qui ont été appliquées sur les données afin de retenir la méthode présentant les meilleurs résultats. Rappelons qu'elles utilisent toutes le modèle 6S, avec des variantes :

- la première méthode correspond à une version simplifiée de 6S ne prenant pas en compte les aérosols et ayant des paramètres fixes de pression atmosphérique, teneur en ozone et vapeur d'eau,
- la seconde méthode est une application de 6S ne tenant pas compte des aérosols mais intégrant des valeurs estimées de la pression atmosphérique, de la teneur en ozone et de la vapeur d'eau lors du passage du satellite,
- La troisième utilise le modèle 6S complet, avec une correction des aérosols et des paramètres estimés de la pression atmosphérique, de la teneur en ozone et

de la vapeur d'eau lors du passage du satellite. Cette série de données correspond aux séries d'images de réflectance MOD09GQK, traitées par la NASA avec l'algorithme développé par E. Vermote (Vermote *et al.*, 1997).

La comparaison du modèle 6S simplifié utilisant des valeurs constantes pour les différents gaz et du modèle 6S sans correction des aérosols utilisant des estimations de la teneur des différentes molécules composant l'atmosphère calculées à partir des images présente de très faibles différences sur l'ensemble de la série, la différence de valeur de réflectance n'excédant pas 1% (Figure 3-1). Cette comparaison montre que l'estimation des paramètres utilisés pour les corrections atmosphériques à chaque passage du satellite ne modifie que très peu les valeurs de réflectance sur l'ensemble d'une série temporelle d'images. Les écarts observés entre les deux modèles dépendent pour l'essentiel de l'application du masque issu des données MOD35 : ces données éliminent les plus fortes variations de valeurs de réflectance dues à la présence de nuages. Ainsi, au regard des faibles écarts constatés entre les deux modèles, on peut avancer qu'un modèle simplifié de corrections atmosphériques peut être suffisant pour corriger les principaux effets de l'atmosphère.

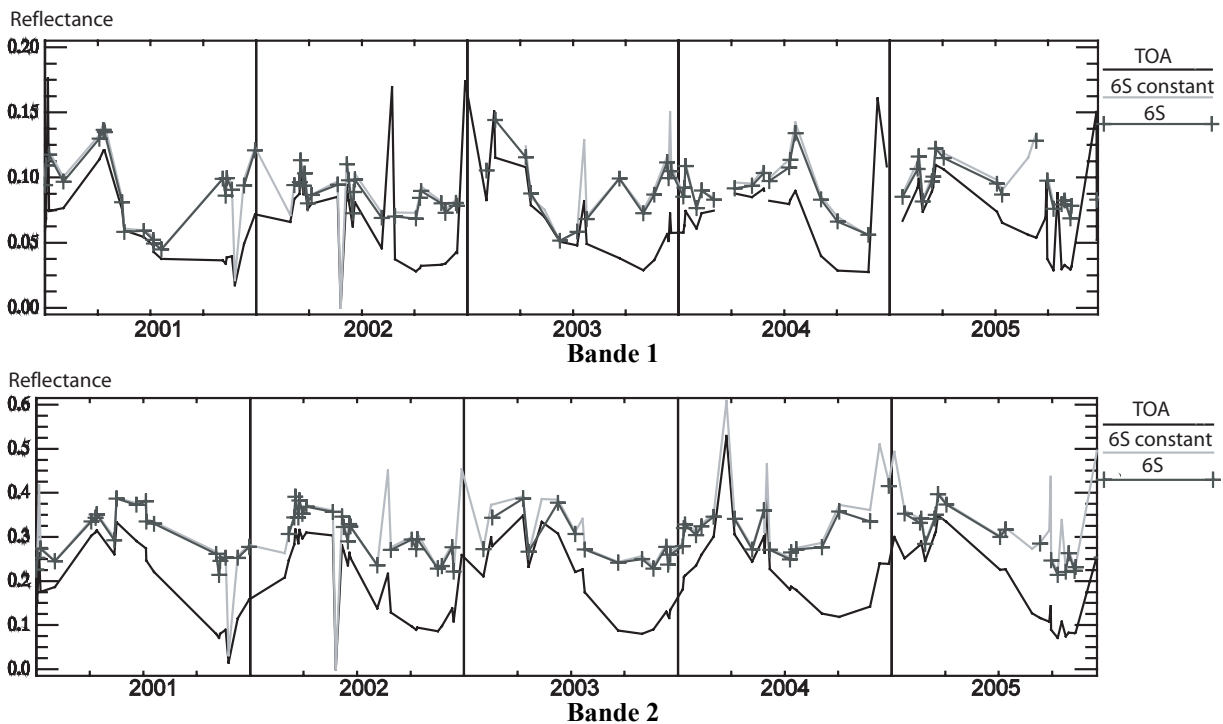


Figure 3-1 - Profils de réflectance au sol non corrigés et corrigés de l'atmosphère avec le modèle 6S, sans correction des aérosols

6S constant : modèle utilisant des variables constantes ; **6S** : modèle utilisant des variables estimées à l'aide des images MODIS ; **TOA** : réflectance en haut de l'atmosphère

La comparaison du modèle 6S utilisant des estimations de la teneur des différentes molécules composant l'atmosphère calculées à partir des images sans correction de la diffusion de Mie avec les données MOD09GQK montre des écarts significatifs entre les valeurs de réflectance corrigées des effets des aérosols et celles qui ne le sont pas (Figure

3-2). Un certain nombre de variations -le plus souvent des pics- est lissé lorsque les images ne sont pas corrigées des aérosols. Face à l'absence de données de validation, il est difficile de savoir à partir de ces profils temporels de réflectance au sol si ces variations correspondent à des changements liés à la végétation ou à des artefacts et en conséquence de déterminer quel jeu de données se prête le mieux à la détection des changements.

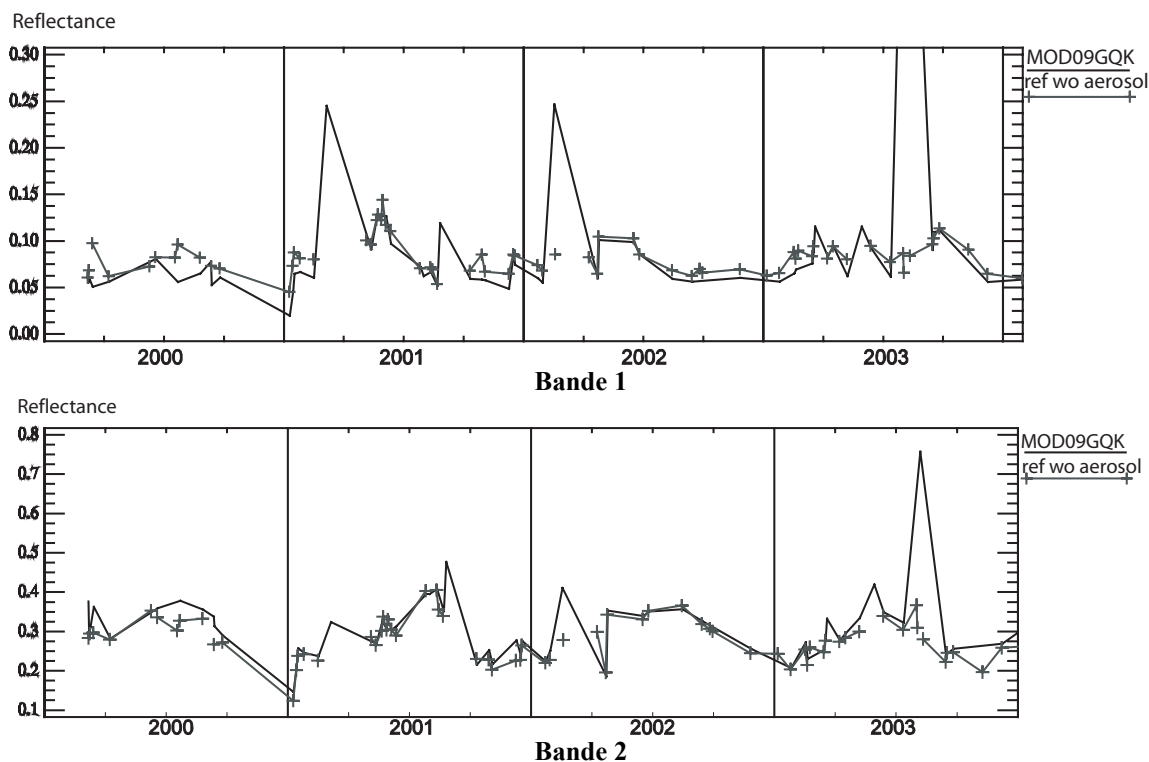


Figure 3-2 - Profils de réflectance au sol avec correction et sans correction des aérosols
MOD09GQK : Images de réflectance corrigées par la NASA
Ref wo aerosol : Images de réflectance corrigées à l'aide du modèle 6S modifié

En revanche, sur le plan spatial, la correction des aérosols a un fort impact sur les données. A l'échelle régionale, la correction de la diffusion de Mie tend à normaliser l'information en faisant disparaître le voile dû à la présence d'aérosols sur les images. A l'échelle locale, la comparaison des images MOD09GQK qui sont corrigées avec un modèle 6S complet avec les images corrigées à l'aide du modèle 6S modifié montre un effet contrasté sur les données. Certains éléments de paysage semblent mieux définis avec les images MOD09GQK, tandis que d'autre paraissent plus flous, avec des contours dégradés. Par exemple, la figure 3-3, met en évidence une meilleure définition du secteur littoral centré sur de la presqu'île de Quiberon, et a au contraire tendance à déstructurer l'information d'un point de vue spatial sur le secteur intérieur localisé sur le Bassin de Rennes.

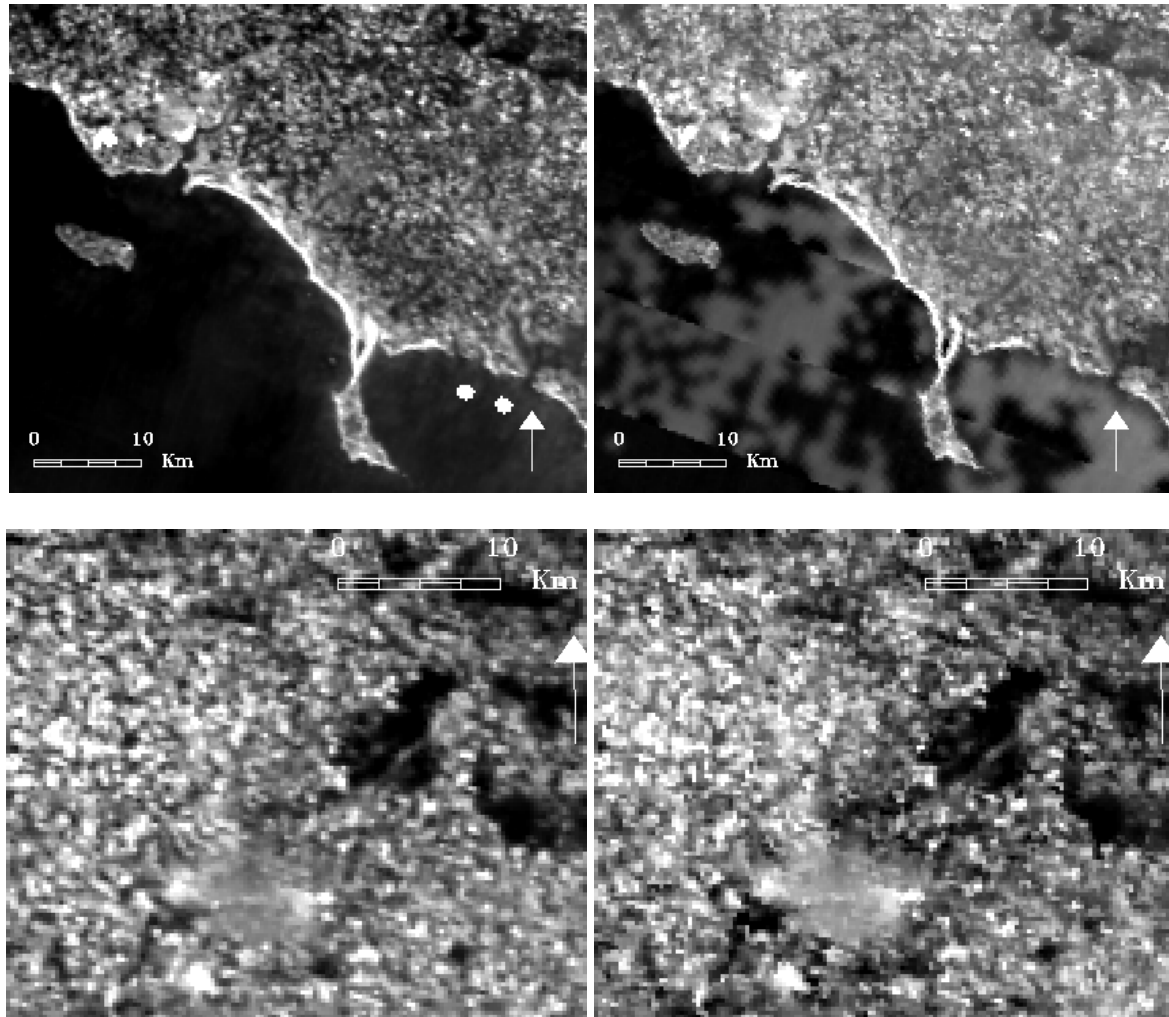


Figure 3-3 - Extrait de la bande rouge d'une image MOD02 prétraitée (A gauche) et d'une image MOD09GQK (A droite) sur la presqu'île de Quiberon (En haut) et sur le Bassin de Rennes (En bas).

La comparaison d'une image SPOT à haute résolution spatiale agrégée à 250m par une moyenne, corrigée des effets atmosphériques avec le modèle 6S, à une image MOD09GQK et à une image MOD02 corrigées de l'atmosphère avec le modèle 6S simplifié montre une corrélation moindre entre la mosaïque SPOT et les images MOD09GQK que la mosaïque SPOT et les images MOD02 (Tableau 3-1). Les différences sont plus marquées sur la bande spectrale du rouge que sur la bande spectrale du proche infrarouge.

Tableau 3-1 - Coefficient de corrélation entre les valeurs de réflectance d'une image SPOT du 14 février 2001, d'une image MOD09GQK du 14 février 2001 et d'une image MOD02 prétraitée du 14 février 2001

	MOD09GQK	Images MOD02 corrigées
SPOT – bande rouge	0.76	0.88
SPOT - bande PIR	0.82	0.86

En l'absence de données de validation, il apparaît difficile de déterminer si les erreurs distinguées sur les images MOD09GQK proviennent des corrections de la diffusion de Mie ou des corrections géométriques des données. En effet, ces erreurs pourraient provenir du traitement géométrique des images, notamment de l'application du procédé d'interpolation des pixels au plus proche voisin. La figure 3-4 met en évidence les erreurs liées à la géométrie des images MOD09GQK, qui sont moins importantes dans le cas des images MOD02 que nous avons rectifiées.

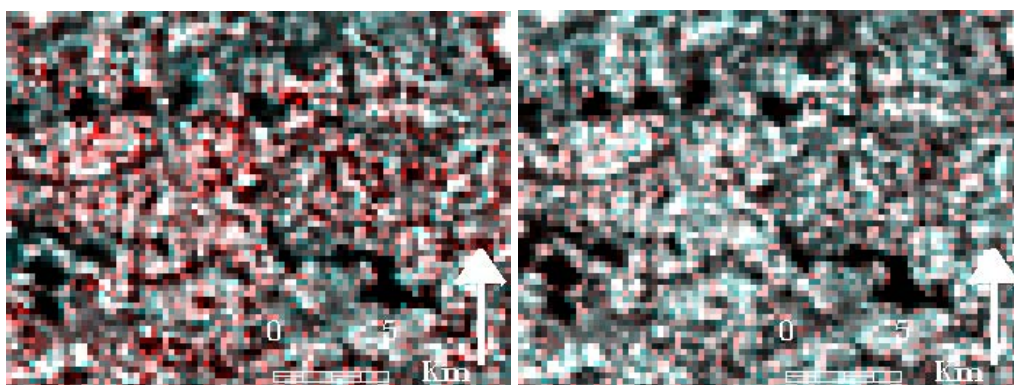


Figure 3-4 - Compositions colorées constituées de la bande rouge d'une mosaïque d'image datant de février 2001 -en rouge- et la bande rouge de l'image MOD09GQK du 14 février 2001 -en vert et en bleu- (à gauche) et la bande rouge de l'image MOD02 du 14 février 2001 prétraitée - en vert et en bleu- (A droite)

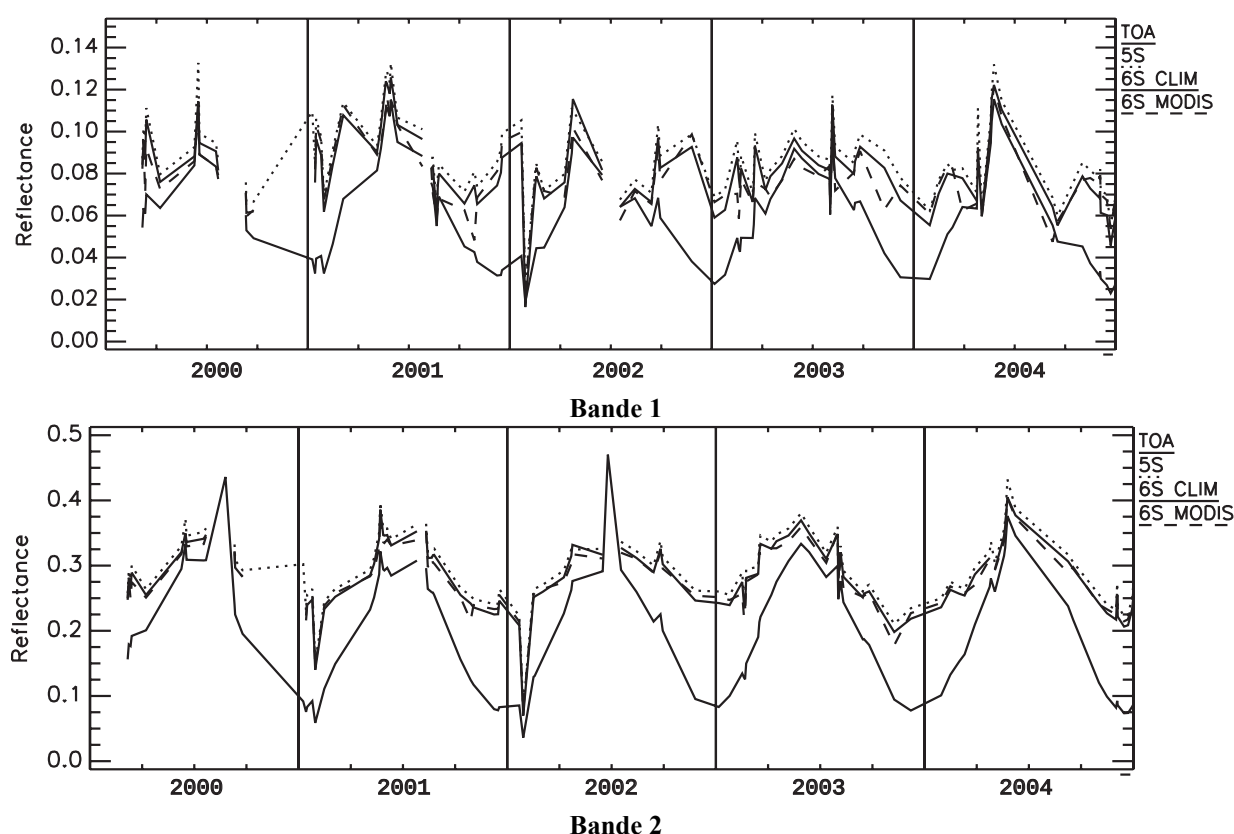


Figure 3-5 - Profils de réflectance au sol corrigés de l'atmosphère avec 3 modèles : 5S, 6S clim (6S avec une profondeur optique des aérosols constante), et 6S MODIS (6S avec une profondeur optique des aérosols déterminée à l'aide des images MODIS ; TOA correspond à la réflectance en haut de l'atmosphère

Nous avons également envisagé d'effectuer une correction de la diffusion de Mie. Toutefois, étant donnée l'imprécision des seules informations à notre disposition sur la profondeur optique des aérosols en milieu côtier qui est issue des données MOD07 (RMS=0.3), nous avons fait le choix de ne pas effectuer les corrections des effets des aérosols. Cette décision est renforcée par le fait que l'application d'un modèle de correction des aérosols utilisant des valeurs estimées de la profondeur optique des aérosols peuvent provoquer une inversion des variations observées sur les profils de réflectance, comme le montre la figure 3-5.

Au regard des résultats obtenus, la suite des résultats des prétraitements et traitements sont présentés avec les images corrigées avec un modèle 6S simplifié, sans correction de la diffusion de Mie et avec des teneurs en ozone et en vapeur d'eau estimées à partir des images journalières.

Le principal problème concernant l'application de modèles de corrections atmosphériques porte sur la phase de validation des valeurs de réflectance obtenues. En l'absence de données de validation tels que des profils atmosphériques provenant de photomètres, la validation se limite généralement à une comparaison de différents modèles de corrections, celui qui semble le plus cohérent étant alors retenu. Une validation à partir de données de réflectance acquises sur le terrain pourrait être envisagée. Toutefois, dans notre cas, les profils spectraux acquis sur le terrain ne sont pas représentatifs de la réflectance enregistrée pour un pixel de 250m X 250m équivalent à la surface d'un pixel MODIS. Pour cela, il faudrait effectuer un échantillonnage régulier et couvrir plusieurs surfaces de 6,25 ha et ceci à un intervalle de temps régulier. Des moyens humains et financiers importants seraient nécessaires pour effectuer ce type de validation.

3.1.1.1.2. Une évaluation de la précision du contenu des images

Cette partie s'intéresse à la qualité du contenu des images journalières de réflectance MODIS. Comme nous l'avons vu dans la partie 2.2.3.1, les images à moyenne résolution spatiale MODIS ne permettent pas de travailler à l'échelle du pixel, la taille du pixel étant trop grossière. En outre, la fonction d'étalement de point du capteur entraîne un effet de lissage des images, en jouant un rôle de filtre passe-bas. Il est alors primordial de savoir quelles sont les fréquences spatiales qui sont omises par le capteur MODIS afin de déterminer le seuil de détection des objets sur les images, et par voie de conséquence le niveau de fragmentation du paysage qui limite les investigations. Ensuite, l'évaluation de la qualité de contenu des images à moyenne résolution MODIS, est effectuée à partir de leur confrontation avec des images à haute résolution spatiale. Les différentes méthodes d'agrégation appliquées aux images à haute résolution spatiale pour les restituer à 250 m de résolution doivent être comparées pour retenir celle qui permet la meilleure confrontation avec les images MODIS.

Enfin, l'impact de la fonction de point du capteur MODIS sur les images doit être évalué précisément avant d'estimer l'effet de l'application du filtre passe-haut exposé dans la partie 2.2.3.1 sur les données.

Ainsi, la partie suivante présente successivement les résultats obtenus concernant :

- le seuil à partir duquel un objet est indétectable avec le capteur MODIS,
- le niveau de correspondance établi entre les images MODIS et les images à haute résolution spatiale à travers les différentes méthodes d'agrégation appliquées à ces dernières pour pouvoir évaluer la précision des images MODIS en comparant les deux types de données,
- l'évaluation de l'impact de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS qui provoque des effets de voisinage sur les images,
- l'impact de l'application d'un filtre passe-haut sur les images afin de diminuer les effets de l'impact de la fonction d'étalement de point du capteur.

3.1.1.1.2.1. Les seuils de détection du capteur MODIS

L'analyse de la relation entre une image MODIS et une image SPOT à haute résolution spatiale filtrée des hautes fréquences spatiales permet de mettre en évidence une détection optimale pour des objets -ici en l'occurrence des parcelles- dont les côtés sont supérieurs à 315 m (Figure 3-6). Pour des paysages agricoles ouverts avec des parcelles dont la taille est de 315 m X 315 m (une période de 630 m correspondant à une fréquence de 315 m), 86 % d'entre elles peuvent être identifiées distinctement (Figure 3-7). La taille requise pour détecter une parcelle à plus de 80% est de 160 m X 160 m.

En dessous de cette taille, l'identification devient incertaine, et dépend du contraste radiométrique entre la parcelle et son environnement.

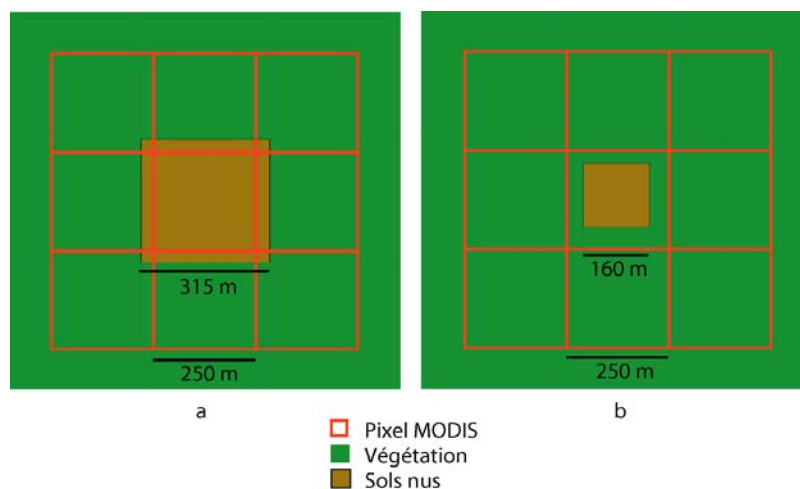


Figure 3-6 – Exemple de situations pour lesquelles la détection de sols nus est effective :
(a) à plus de 86% et (b) à 80 % par rapport à la taille du parcellaire agricole

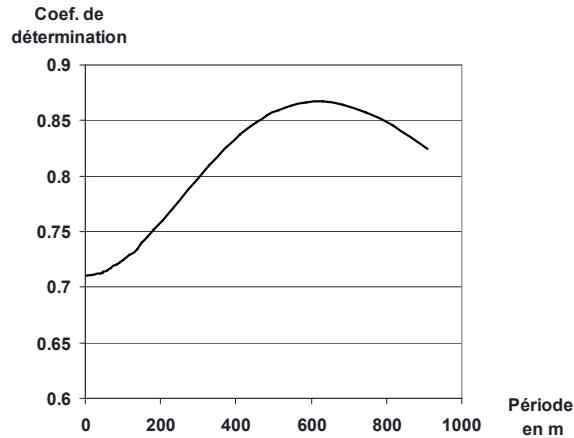


Figure 3-7 - Coefficient de détermination entre l'image NDVI MODIS 14 février 2001 et l'image NDVI SPOT de la même date filtrée des hautes fréquences spatiales

Les petits objets étant omis par le capteur MODIS, les petites surfaces auront tendance à être sous-estimées lors des différentes phases de prétraitement et de traitement. Toutefois, les petites surfaces, à moins qu'elles ne soient majoritaires comme dans le cas particulier de quelques régions légumières littorales ou les parcelles sont pour la plupart de taille très réduite, ne participent que très peu aux variations des valeurs de réflectance d'un pixel MODIS.

3.1.1.1.2.2. La correspondance entre des images à haute résolution spatiale et les images MODIS

La confrontation des résultats obtenus par les différentes méthodes appliquées pour agréger les données haute résolution afin de les comparer aux images MODIS est illustrée par la figure 3-8. Cette dernière montre que le filtrage des hautes fréquences spatiales d'une image SPOT à l'aide de transformées de Fourier est légèrement supérieur à l'agrégation utilisant la fonction d'étalement de point, le coefficient de détermination entre l'images haute résolution agrégée et l'image MODIS étant respectivement de 0,86 contre 0,83. En revanche, l'agrégation par une simple moyenne est moins performante que les deux autres méthodes, le coefficient de détermination chutant à 0,71 (Figure 3-8). La relation entre les images à haute résolution et les images à moyenne résolution est donc clairement établie lorsque les données haute résolution sont préalablement filtrées des hautes fréquences spatiales avec des transformées de fourrier ou lorsque la fonction d'étalement de point est utilisée. Au regard des résultats obtenus, c'est la première de ces deux méthodes qui a été retenue pour analyser le lien entre ces deux types de données.

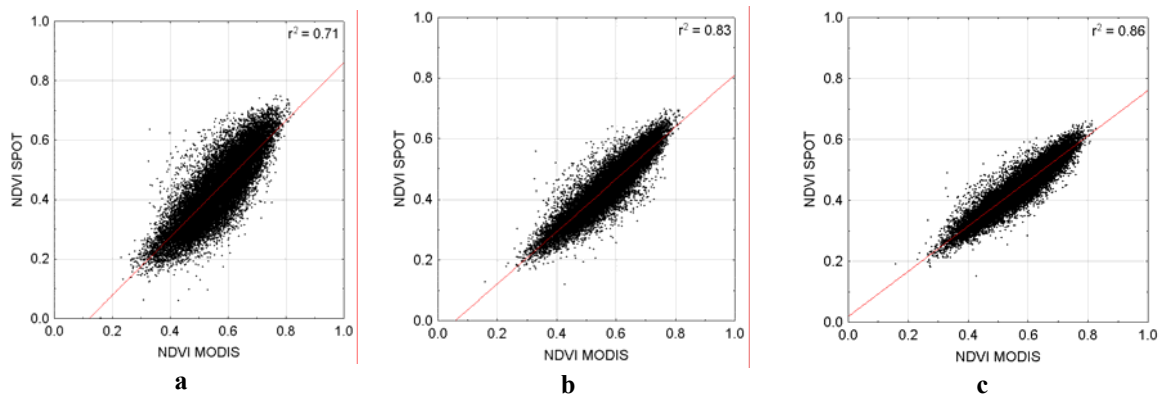


Figure 3-8 - Relation entre l'image NDVI MODIS du 14 février 2001 et l'image NDVI SPOT de la même date agrégée à 250 m :

- a)** par une simple intégration par la moyenne **b)** en utilisant la fonction d'étalement de point
- c)** en filtrant les fréquences spatiales inférieures à 600 m avec des transformées de Fourier

Cette analyse de la relation entre les données à haute et à moyenne résolution spatiale confirme le fait que les petites parcelles agricoles sont omises par le capteur MODIS. Les résultats des classifications d'occupation et d'utilisation des sols et des méthodes de détection des dynamiques du couvert végétal doivent être analysés en tenant compte de la précision du capteur.

3.1.1.1.2.3. L'évaluation de l'impact de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS sur l'identification des modes d'occupation des sols

Les résultats d'un test effectué afin de déterminer la dimension des surfaces pouvant être distinguées à l'aide d'une image MODIS ont permis de mieux caractériser l'impact de la fonction d'étalement de point sur les données. Pour cela, des classifications ont été effectuées en distinguant les deux catégories « Sols nus à peu couverts » et « Sols couverts à plus de 25% par la végétation ». Elles ont été obtenues en seuillant les indices NDVI calculés à partir d'une image SPOT à 20 m de résolution spatiale datant du 14 février 2001, agrégée à 250 m de résolution pour distinguer les pixels avec moins de 25 % de couverture végétale, et d'une image MODIS de la même date (Figure 3-9)

La comparaison de ces classifications met d'abord en évidence leur très forte correspondance, 81 % des pixels des deux classifications à 250 m de résolution appartenant aux mêmes classes. La répartition spatiale des îlots de sols nus à peu couverts identifiés par le capteur SPOT est similaire à celle qui est restituée à partir du capteur MODIS. Toutefois, on observe une surestimation de la classe « Sols nus à peu couvert » dans les paysages dominés par des sols nus et une sous-estimation de ceux-ci pour des paysages dominés par des sols couverts. Ceci est directement à mettre en relation avec les effets de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS qui a pour conséquence de lisser le paysage et de ne pas détecter les parcelles de petites tailles.

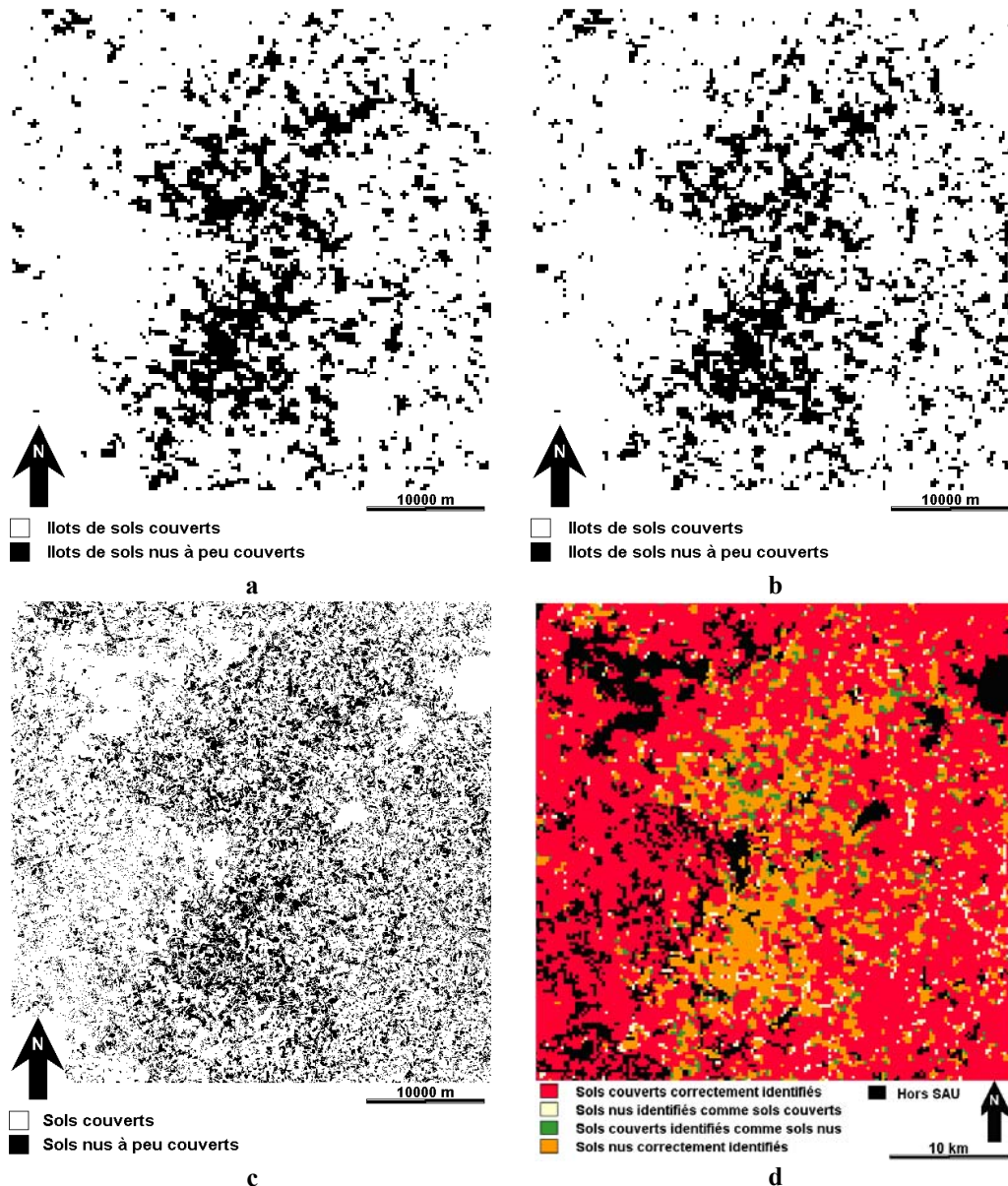
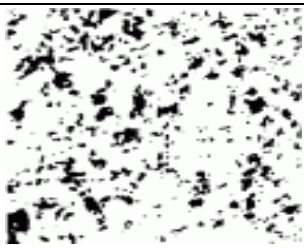
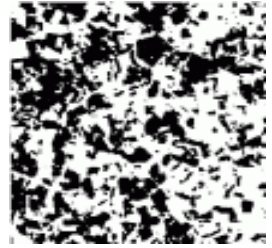


Figure 3-9 - Résultats de la classification du 14 février 2001 en « Sols nus à peu couverts » et « Sols couverts », extraits centrés sur le bassin versant du Blavet

a) Ilots de sols nus détectés à partir de l' image MODIS, b) Ilots de sols nus détectés à partir de l' image SPOT agrégée à 250m, c) Sols nus détectés à partir de l' image SPOT à 20m, d) Validation de la classification issue de l' image MODIS avec l' image SPOT agrégée à 250m

On remarque que la fragmentation du paysage joue un rôle prépondérant sur l'information acquise par le capteur MODIS : les sols laissés avec moins de 25 % de couverture végétale sont mieux détectés dans les paysages ouverts que pour des paysages fermés (Hubert-Moy *et al.*, 2005). Ceci est illustré par la figure 3-10 qui montre que les sols nus sont mieux détectés dans un secteur du bassin versant du Blavet au paysage ouvert caractérisé par de grandes parcelles (kappa de 0,85) que dans un secteur au paysage fermé avec un parcellaire relativement fin, localisé en l'occurrence sur le bassin versant du Yar (kappa de 0,68).

	SPOT/HRVIR	MODIS	KIA
Blavet			0.85
Yar			0.68

Sols nus
 Sols couverts

Figure 3-10 - Comparaison de la détection des sols nus dans un paysage ouvert et un paysage fermé à partir de l'image MODIS du 14 février 2001 et de l'image SPOT de la même date (KIA : Kappa Index Agreement)

Globalement, dans des paysages aux larges parcelles la présence de la végétation peut être correctement détectée, cela étant plus difficile pour des paysages composés de petites parcelles, la surface couverte par la végétation étant inférieure à 300m X 300m. Malgré cela, les images MODIS permettent de distinguer de vastes îlots de sols nus ou au contraire des îlots de surfaces couvertes par la végétation, dont la détection représente un enjeu important du point de vue environnemental.

Les images journalières de réflectance MODIS permettent de détecter des îlots parcellaires dominés par un même type d'occupation du sol. La détection des types de surface ne peut être envisagée qu'à l'échelle d'un îlot parcellaire correspondant à un ensemble de parcelles agricoles présentant un type d'occupation du sol dominant sur des surfaces de 9 ha au minimum. En Bretagne, un îlot parcellaire de sols nus à peu couverts correspond donc à un ensemble de parcelles dominées par des taux nuls ou faibles de couverture végétale des sols (inférieurs à 25%). Les surfaces en sols nus à peu couverts omises par le capteur MODIS correspondent à des parcelles localisées au sein de vastes îlots ayant un comportement spectral opposé à celui-ci

3.1.1.1.2.4. L'évaluation de l'impact de l'application du filtre passe-haut sur les images

Suite à ces différents résultats, nous avons cherché à limiter les effets de la fonction d'étalement de point -ou effets de voisinage- sur les séries temporelles d'images MODIS en appliquant un filtre passe-haut. Les résultats montrent que le filtrage des images n'a pas d'impact global sur les valeurs de réflectance de l'image. Ainsi, la corrélation entre l'image MODIS du 14 février 2001 et la mosaïque SPOT de janvier 2001 agrégée à 250 m de résolution est quasiment la même lorsque l'image MODIS est filtrée, et ceci pour les deux bandes spectrales (Tableau 3-2).

Tableau 3-2 - Corrélation entre les valeurs de réflectance de la mosaïque d'images SPOT datant de janvier-février 2001 et les valeurs de réflectance de l'image MODIS du 14 février 2001 filtrées et non filtrées

	Image MODIS non filtrée	Image MODIS filtrée
Mosaïque SPOT -bande rouge	0.88	0.89
Mosaïque SPOT – bande PIR	0.87	0.89

Toutefois, visuellement, le filtrage des images a un impact local sur les valeurs de réflectance puisque les objets sont mieux définis. Soulignons que le filtre passe-haut utilisé ne modifie aucunement la moyenne des images mais augmente l'écart-type ainsi que le maximum et diminue la valeur minimum des images, ce qui prouve que le contraste est bien amélioré par le filtre (Tableau 3-3).

Tableau 3-3 - Distribution des valeurs de réflectance des bandes rouge et proche infrarouge de l'image MODIS du 14 février 2001 filtrées et non filtrées

	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart-type
Bande rouge non filtrée	0.0199	0.1715	0.066	0.00144
Bande rouge filtrée	0.0157	0.1994	0.066	0.00165
Bande PIR non filtrée	0.00188	0.4664	0.2618	0.00424
Bande PIR filtrée	-0.00102	0.5048	0.2618	0.00485

Sur le plan temporel, le passage du filtre passe-haut sur chacune des images a aussi un impact notable. Une fois le filtre passe-haut appliqué, les profils de réflectance montrent des variations plus importantes que le profil original qui est plus lisse (Figure 3-11).

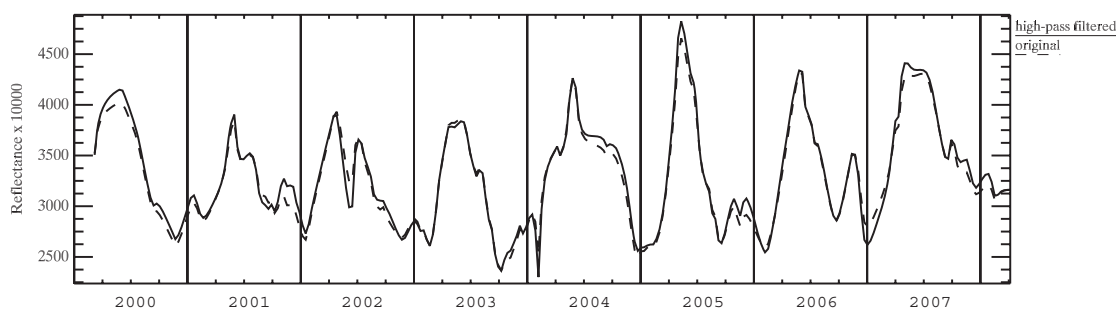


Figure 3-11 - Profils de réflectance extraits de l'image MODIS du 14 février 2001 sur des terres arables avant filtrage (Original) et après filtrage (High pass filtered)

Si le filtre passe-haut appliqué permet d'améliorer sensiblement la définition des objets sur les images, il ne permet pas d'éliminer les effets de la fonction de transfert du capteur MODIS. L'application d'un filtre utilisant des transformées de Fourier pourrait améliorer sensiblement ces résultats. Toutefois, l'application d'un tel filtre nécessite des

temps de traitement relativement longs, tandis que l'application d'un filtre passe-haut est rapide.

3.1.1.2. Les séries temporelles décadaires de réflectance

La qualité des données journalières de réflectance étant évaluée, cette partie est consacrée à la présentation des résultats obtenus pour successivement (1) éliminer les nuages, brumes et ombres portées des séries temporelles d'images, (2) reconstruire les séries en remplaçant les valeurs manquantes et les lisser afin d'enlever les dernières variations aberrantes et (3) prolonger les séries en simulant des valeurs de réflectance. Deux méthodes ont été utilisées pour reconstituer les profils temporels de réflectance : les cartes auto-adaptatives de Kohonen et les fonctions robustes. Les résultats obtenus en utilisant séparément et conjointement ces deux méthodes sont analysés comparativement. Les résultats de la confrontation entre les profils de réflectance obtenus et les synthèses de réflectance issues de produits MODIS délivrés par la NASA et d'images MERIS à 300m de résolution sont également présentés. Enfin, les valeurs de réflectance simulées avec les cartes auto-adaptatives de Kohonen pour prolonger les séries temporelles de réflectance sont commentées.

3.1.1.2.1. Des séries temporelles masquées des valeurs aberrantes

Les résultats de la méthode utilisée pour identifier les données aberrantes encore présentes sur les séries temporelles après l'application du filtre issu des données MOD35 sont présentés dans cette partie.

L'application du filtre issu des données MOD35 a permis d'éliminer une bonne partie des nuages mais de légers voiles nuageux (cirrus et brouillards) ainsi que des ombres de nuages sont encore présents sur les images (Figure 3-12 a et b). Pour cette raison, un autre filtre, qui utilise les boîtes à moustaches, a été appliqué (Voir partie 2.2.2.1).

Les boîtes à moustaches, utilisées sur la bande du bleu et la bande 6 -moyen infrarouge- améliorent sensiblement la qualité du filtre (Figure 3-12 c). Les valeurs identifiées comme aberrantes se trouvent majoritairement en bordure des données détectées précédemment comme aberrantes à l'aide du filtre MOD35. Le filtre appliqué à la bande du bleu masque efficacement les brumes liées à une forte présence d'aérosols. En revanche, les ombres ne sont pas toutes détectées après l'application du filtre à la bande 6 (Figure 3-12 c). Le filtrage d'autres bandes spectrales à 1 km de résolution, notamment des bandes thermiques, pourrait être envisagé afin de détecter l'ensemble des ombres portées.

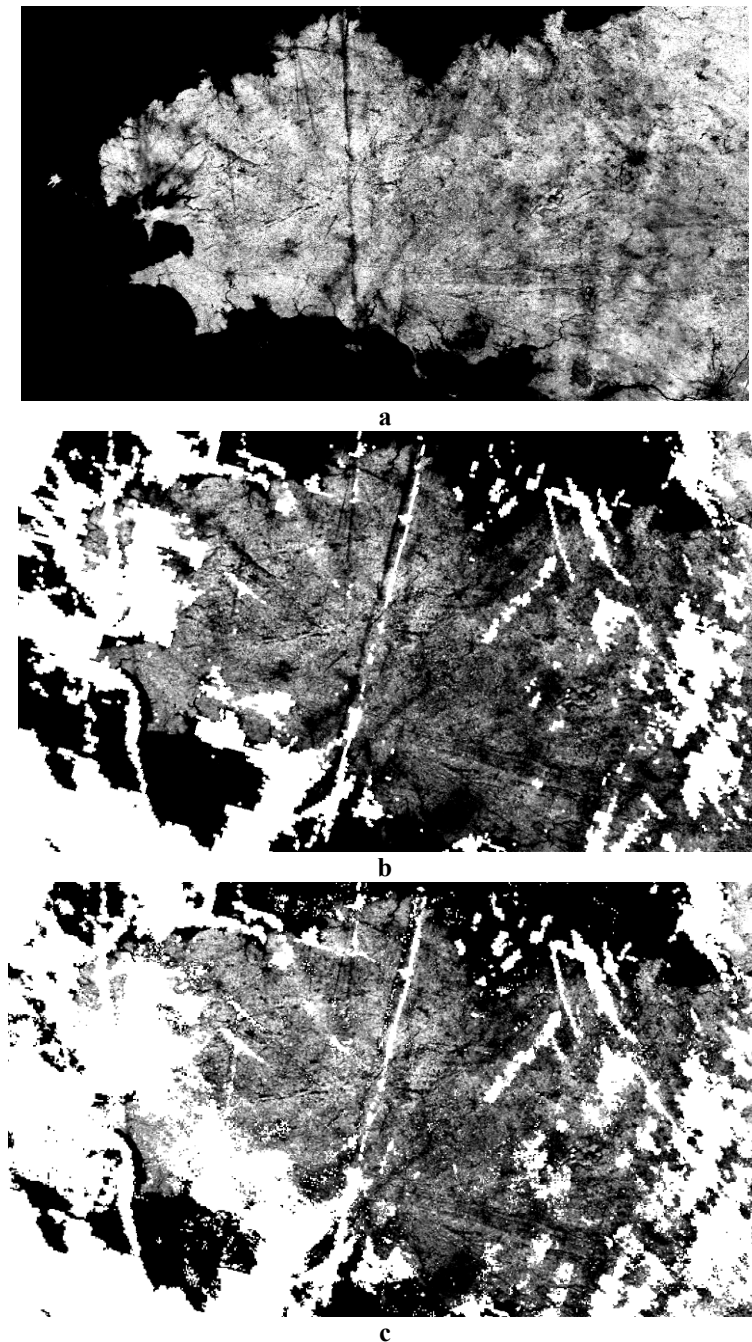


Figure 3-12 - Image MODIS du 24 janvier 2006, bande proche infrarouge
a : Image originale sans filtre, **b** : Image filtrée à l'aide du filtre MOD35, **c** : Image filtrée à l'aide du filtre MOD35 et des boîtes à moustaches

Le filtre élimine également une partie des changements abrupts ayant lieu sur de courtes périodes, tels que les inondations. En revanche, les variations des valeurs de réflectance en relation avec l'humidité des surfaces terrestres sont, dans l'ensemble, conservées.

La validation du masque obtenu est uniquement visuelle, aucune autre information n'étant disponible. Le masque permet de conserver des évolutions temporelles des valeurs de réflectance liées aux variations de la couverture végétale. L'utilisation d'un filtre appliqué sur

la série temporelle d'images facilite la détection de conditions atmosphériques qui entraînent la modification des valeurs de réflectance enregistrées par les capteurs.

3.1.1.2.2. Des séries temporelles reconstruites

Deux méthodes de reconstruction permettant de reconstituer l'évolution des valeurs de réflectance en remplaçant les valeurs manquantes ont été utilisées pour cette étude : les cartes auto-adaptatives de Kohonen et les fonctions robustes. Les résultats de ces deux méthodes appliquées aux séries temporelles de réflectance MODIS sont d'abord présentés successivement. Puis les résultats obtenus en combinant les deux méthodes sont exposés.

3.1.1.2.2.1. La reconstruction avec les cartes auto-adaptatives de Kohonen

Les résultats obtenus après l'application des cartes auto-adaptatives de Kohonen sont présentés en deux temps : une première partie expose les résultats obtenus sur une série temporelle courte afin de valider d'une part l'intérêt d'utiliser un masque pour identifier les valeurs de réflectance aberrantes dans la série temporelle d'images, et d'autre part les mesures de distance utilisées pour estimer les valeurs de réflectance manquantes en classant les profils temporels sur la carte de Kohonen (voir partie 2.2.2.2.1.2). Le processus de reconstruction est alors contrôlé par l'utilisateur, en particulier la sélection des signatures spectrales permettant d'estimer les valeurs manquantes. Une deuxième partie présente les résultats de l'application des réseaux de Kohonen à l'ensemble des séries temporelles de réflectance MODIS. La reconstruction est dans ce cas effectuée avec des signatures spectrales sélectionnées aléatoirement.

3.1.1.2.2.1.1. Résultat de l'application sur une série temporelle courte

Rappelons qu'une série de 10 images consécutives de réflectance couvrant l'hiver 2002/2003 a été sélectionnée et que pour une image de la série, le 24 janvier 2003, les données MODIS originales ont été masquées afin d'effectuer une estimation de ces valeurs de réflectance à l'aide du réseau de Kohonen. Seule une portion de l'image du 24 janvier 2003 a été masquée. Une image SPOT/HRVIR de la même date centrée sur le bassin versant du Yar a également été retenue pour valider les résultats de la méthode de reconstruction.

Les premiers résultats mettent en évidence l'intérêt d'utiliser un masque permettant d'identifier les données aberrantes pour reconstruire les portions de l'image où ces données sont situées. Lorsque les images ne sont pas masquées, les valeurs de réflectance simulées se rapprochent de celles de l'image d'entrée bruitée par les nuages ou les ombres. En utilisant les données filtrées par la méthode des boîtes à moustaches (Box and Whisker), les valeurs de réflectance simulées montrent une erreur n'excédant pas 5% de réflectance (Figure 3-13).

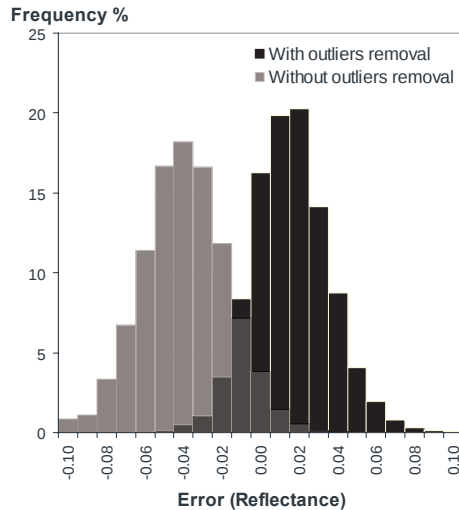


Figure 3-13 - Ecarts entre la réflectance observée et la réflectance simulée avec les cartes de Kohonen pour l'image MODIS du 24 janvier 2003 :

en gris : reconstruction utilisant une image non filtrée, le SOM 1;

en noir : reconstruction utilisant une image filtrée avec la méthode des Box and Whisker, le SOM 2

En effectuant une simple différence entre l'image MODIS originale et l'image MODIS simulée, il apparaît visuellement que les valeurs estimées après l'application du filtre basé sur la méthode des boîtes à moustaches sont correctes et qu'aucune limite n'apparaît entre les pixels estimés et les pixels de l'image d'origine (Figure 3-14). La différence entre l'image originale et l'image reconstruite après filtrage met en évidence le passage d'avions qui n'était pas visible sur la donnée originale.

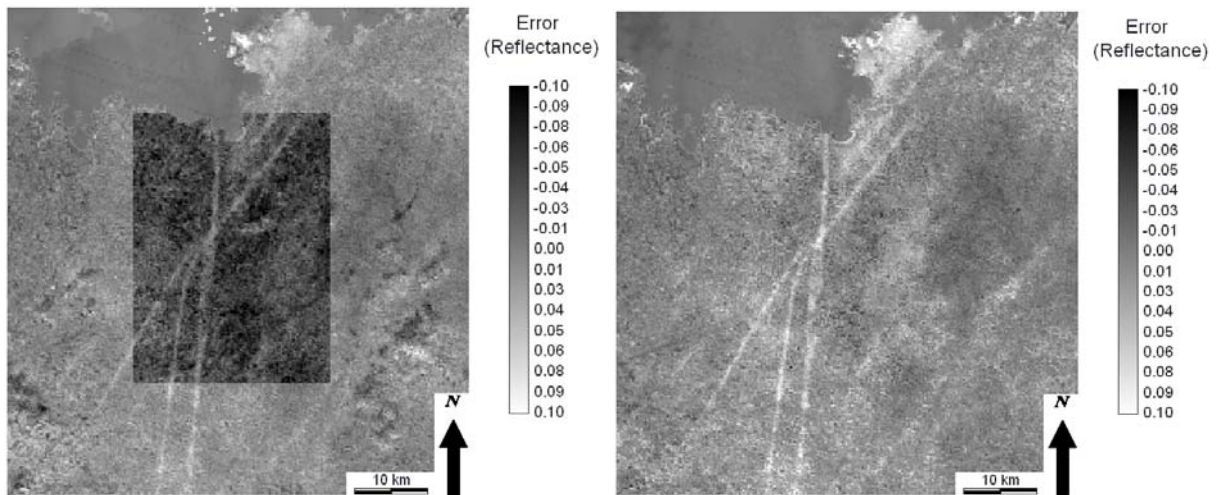


Figure 3-14 - Différence entre l'image MODIS originale du 24 janvier 2003 et l'image MODIS simulée par reconstruction :

A gauche, reconstruction utilisant la série d'images non filtrées, le SOM1

A droite reconstruction utilisant la série d'images filtrées avec la méthode des Box and Whisker, le SOM2

Les résultats varient également en fonction de la distance utilisée pour classer les profils sur la carte de Kohonen (Cf. partie 2.2.2.2.1.2). Par exemple, sur l'image du 24 janvier 2003, des nuages, des ombres ainsi qu'un léger voile de cirrus sont présents sur l'image originale (Figure 3-15 a). Lorsque les données sont totalement obstruées par la présence d'un nuage et masquées comme des valeurs manquantes, celles-ci sont correctement estimées

quelle que soit la mesure de distance utilisée, la distance euclidienne ou la distance exposée dans l'équation 2-13. Toutefois, le voile de cirrus ou d'autres légers artefacts tels que des ombres, des nuages ou de la neige non extraits par un masque préalable, sont toujours présents sur l'image reconstruite avec la distance euclidienne (Figure 3-15 b), les estimations étant alors relativement proches de la donnée originale. A l'inverse, ils disparaissent totalement lorsque la seconde mesure de distance est utilisée (Figure 3-15 c). Notons toutefois que les changements abrupts d'occupation et d'utilisation du sol sont éliminés des images. Un exemple est donné par l'inondation du marais de Carentan en Normandie, présente sur l'image originale et éliminée par les méthodes de reconstruction.

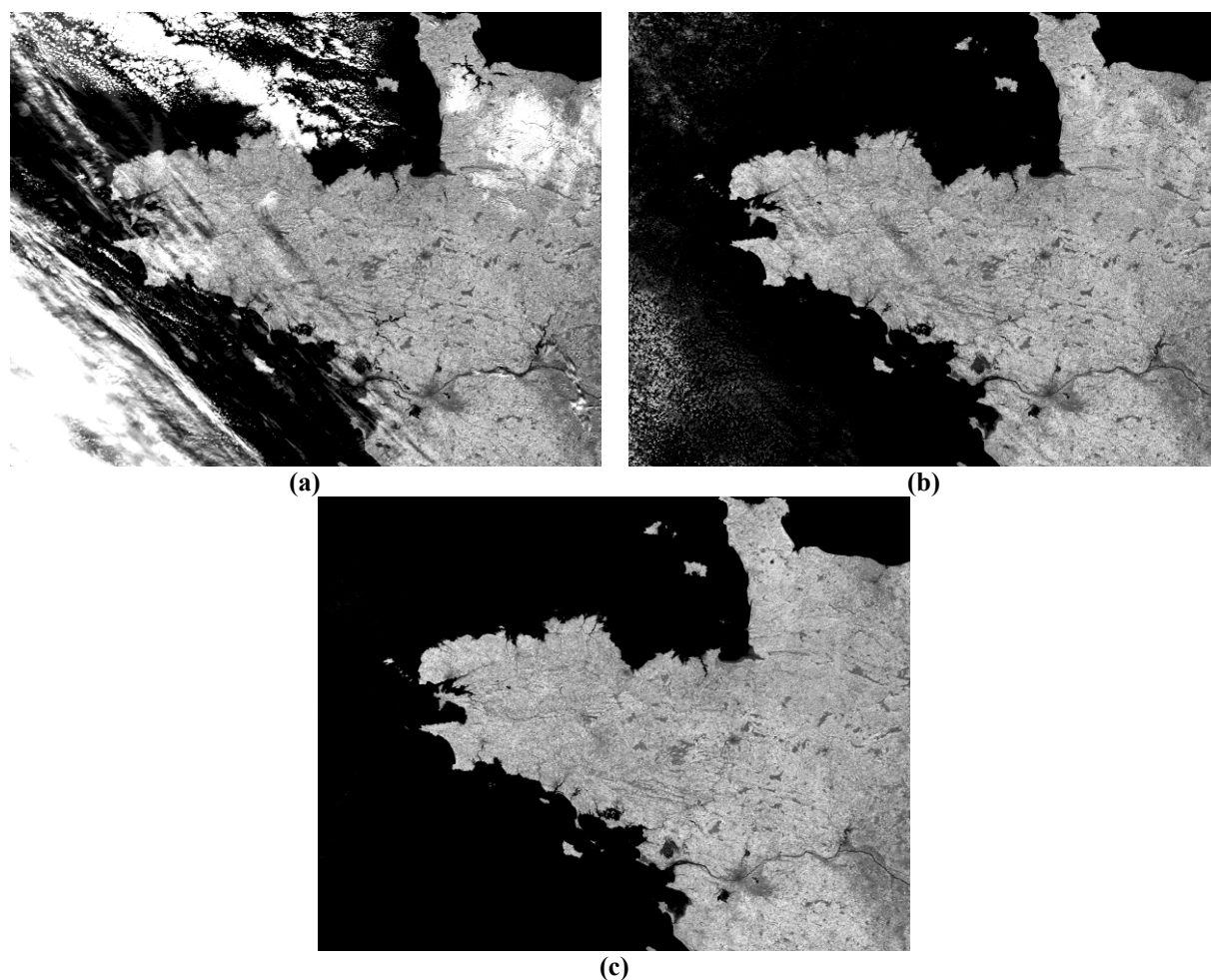


Figure 3-15 - Image MODIS du 24 janvier 2003 :
 (a) Image originale, (b) Image reconstruite en utilisant la distance euclidienne
 (c) Image reconstruite en utilisant la seconde mesure de distance testée ($a = 0.3333$ et $b = 1$)

La supériorité de la mesure de distance exposée en équation 2-13 sur la distance euclidienne a été quantifiée en validant les images reconstruites avec les deux distances avec d'une part une image MODIS « claire » du 24 janvier 2003 et d'autre part une image SPOT de la même date (Tableau 3-4).

Tableau 3-4 – RMSE entre les valeurs de réflectance extraites de l'image SPOT et de l'image MODIS originale du 24 janvier 2003 et les valeurs de réflectance obtenues après reconstruction avec différentes mesures de distance

(a) distance euclidienne, (b) distance testée avec $a=0.333$ et $b=1$, (c) distance testée avec $a=0.5$ et $b=1$, (d) distance testée avec $a=0.5$ et $b=2$

Distance	a	b	c	d
RMSE MODIS	0.01924	0.01907	0.01903	0.01915
RMSE SPOT	0.01135	0.01124	0.01128	0.01133

Il apparaît que l'utilisation de la seconde mesure de distance testée améliore légèrement la reconstruction par rapport à la distance euclidienne, le RMS étant plus faible. En conséquence, cette méthode a été utilisée pour reconstruire l'ensemble des séries temporelles d'images MODIS, avec les paramètres $a = 0.3333$ et $b = 1$. Pour l'image du 24 janvier 2001, en situation climatique nuageuse, la corrélation entre l'image SPOT/HRVIR et l'image MODIS originale est plus faible que la corrélation entre l'image SPOT/HRVIR et l'image MODIS reconstruite (Tableau 3-5).

Tableau 3-5 - Coefficient de corrélation entre les images SPOT/HRVIR et EOS/MODIS du 24 janvier 2001 avant et après reconstruction

	Image MODIS originale	Image MODIS reconstruite
SPOT	0.84	0.86
Image MODIS originale	1	0.87

Les résultats du processus de reconstruction avec les cartes de Kohonen appliqué sur une série de 10 images ayant une faible couverture nuageuse et avec des profils spectraux sélectionnés par l'utilisateur sont cohérents. La distance euclidienne permet de bien classer les profils spectraux et de reconstruire correctement les images lorsque les valeurs aberrantes sont préalablement bien identifiées et masquées sur les séries temporelles. La mesure de distance présentée en équation 2-13 permet en plus de rehausser les valeurs de réflectance des pixels erronées non identifiées sur le masque.

3.1.1.2.2.1.2. Résultat de l'application sur l'ensemble des séries temporelles

L'application automatisée du procédé de reconstruction effectué avec les cartes de Kohonen à une série complète d'images produit des résultats plus contrastés. Si la reconstruction apparaît relativement pertinente et permet d'obtenir des résultats comparables à une application sur une série temporelle courte (Figure 3-16 et Figure 3-17), elle a également un impact négatif sur le jeu de données. Lorsque les données d'entrée ne sont pas suffisamment filtrées et laissent passer des artefacts, ceux-ci peuvent être sélectionnés aléatoirement comme des signatures spectrales échantillons pour entraîner le réseau de neurones. Par la suite, les profils spectraux se rapprochant de ce profil erroné se voient attribuer des valeurs estimées erronées. Le bruit est donc démultiplié par la méthode

lorsqu'une signature spectrale intégrant des variations liées à la présence de la couverture nuageuse est sélectionnée.

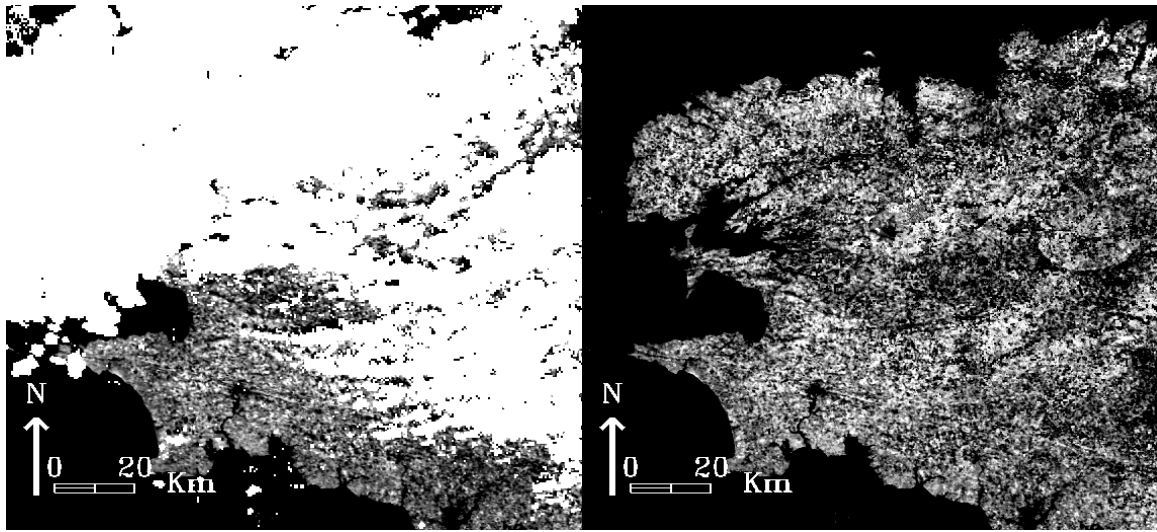


Figure 3-16 - Effets de la reconstruction de l'image MODIS du 27 octobre 2003 centrée sur le Finistère, bande proche infrarouge (A gauche : image originale ; A droite : image reconstruite)

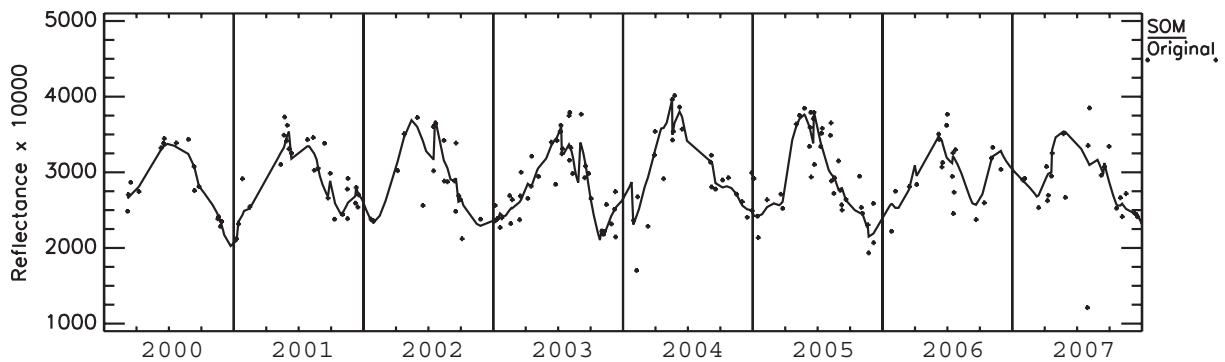


Figure 3-17 - Comparaison entre un profil temporel extrait sur des terres arables dans la bande proche infrarouge reconstruit à l'aide des réseaux de Kohonen

En outre, le fait d'appliquer plusieurs itérations au processus de reconstruction réduit considérablement la dynamique des données utilisées. Il est possible, après deux itérations du réseau de Kohonen, d'identifier des ruptures dans les valeurs de réflectance plutôt qu'une variation continue de celles-ci. Ces erreurs proviennent principalement du fait que le nombre de signatures spectrales complètes pour 10 observations est relativement rare et ne garantit pas une hétérogénéité suffisante. Les signatures spectrales utilisées sont alors sélectionnées sur un même secteur géographique.

La comparaison d'une image QUICKBIRD du 19 mars 2006, et d'une image MODIS reconstruite à partir d'une série temporelle présente une relation moyenne (coefficient de corrélation de 0,66 pour la bande spectrale du proche infrarouge), montrant ainsi que la relation entre image à moyenne résolution et image à très haute résolution spatiale est difficile à établir. On observe un ensemble de valeurs sous-estimées après reconstruction correspondant à la démultiplication d'ombres (Figure 3-18).

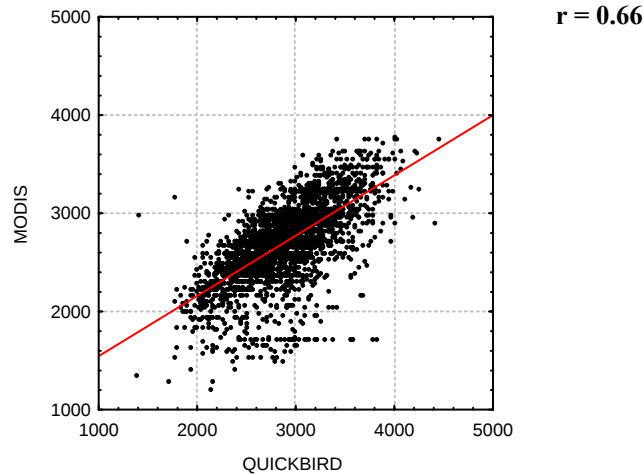


Figure 3-18 - Relation entre la bande proche infrarouge de l'image QUICKBIRD du 19 mars 2006 agrégée à 250 m et la bande proche infrarouge de l'image MODIS de la même date reconstruite à l'aide des réseaux de Kohonen

Les réseaux de Kohonen sont bien adaptés à la reconstruction de séries temporelles de réflectance mais nécessitent l'intervention d'un utilisateur pour identifier des signatures spectrales échantillons, ce qui n'est pas envisageable sur de longues séries temporelles. L'utilisation de cette méthode nécessite (1) l'utilisation d'un filtre très exigeant pour masquer les valeurs de réflectance aberrantes liées aux nuages, brumes, brouillards, et ombres portées et (2) l'identification de signatures spectrales sans données aberrantes sur l'ensemble de la période traitée. Notons que plus les séries temporelles d'entrées sont filtrées, plus la probabilité d'identifier des signatures spectrales pour une série de 10 images consécutives diminue. D'autre part, l'application de cette méthode à de longues séries temporelles est coûteuse en temps et en mémoire.

3.1.1.2.2.2. La reconstruction avec les fonctions robustes

L'application de fonctions robustes permet de trouver une fonction décrivant au mieux une série temporelle. Les fortes variations temporelles de valeur de réflectance sont minimisées dans le calcul de la fonction et sont alors lissées sur le profil obtenu. L'objectif est donc de lisser les profils temporels de réflectance des variations aberrantes plus que d'estimer une valeur manquante au sein d'un profil.

Après filtrage, certaines données aberrantes telles que des ombres n'avaient pas été éliminées du jeu de données, comme cela a été signalé dans la partie précédente. Une fois les profils lissés en utilisant une fonction robuste, ces données aberrantes, notamment les ombres qui ne sont pas masquées, sont éliminées du jeu de données (Figure 3-19). Comparés aux données originales, les profils paraissent cohérents (Figure 3-20)

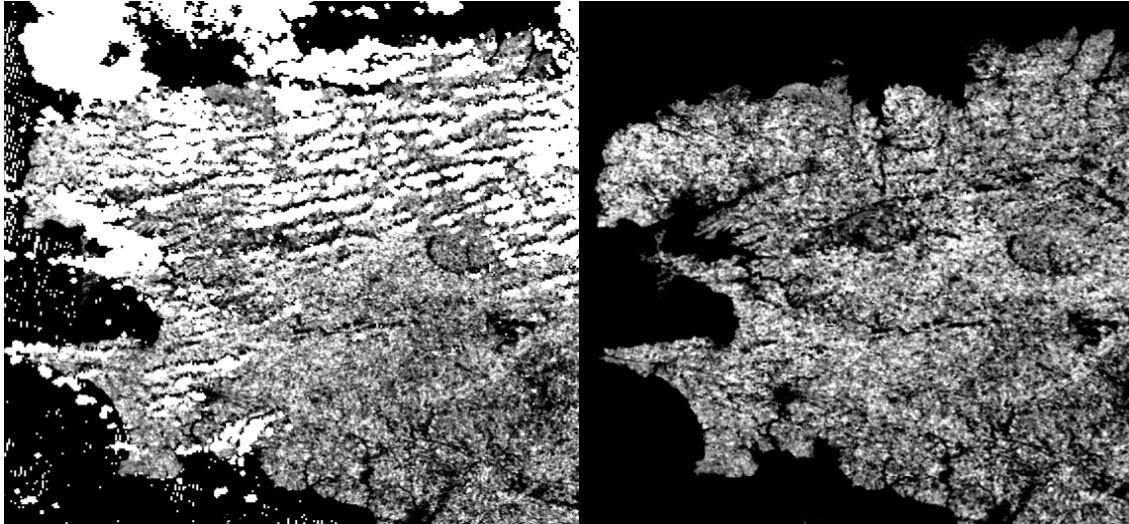


Figure 3-19 - Image MODIS du 9 mars 2004, bande proche infrarouge originale (à gauche) et bande proche infrarouge lissée à l'aide des fonctions robustes (à droite)

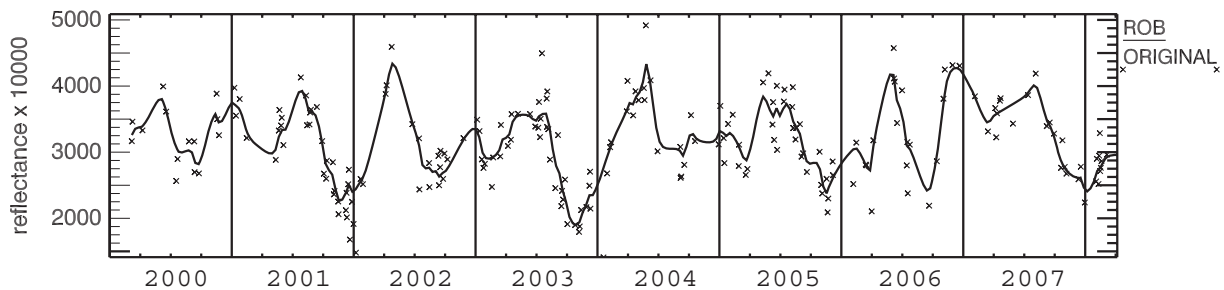


Figure 3-20 - Exemple de profil de réflectance de terres arables (succession de blé, d'intercultures et de maïs) extrait des séries temporelles MODIS, bande proche infrarouge, reconstruit à l'aide des fonctions robustes

L'utilisation de fonctions robustes nécessite préalablement une interpolation des valeurs manquantes dans la série temporelles d'images pour obtenir une série avec des observations régulièrement espacées. L'utilisation d'une méthode d'interpolation quelconque n'est pas sans conséquence sur le jeu de données. Dans notre cas, une interpolation linéaire a été appliquée aux séries temporelles de réflectance. Le choix de cette interpolation linéaire est discutable car l'évolution des surfaces n'est quasiment jamais linéaire. Dans le cas de deux observations rapprochées dans le temps, l'interpolation linéaire n'a pas un impact notable sur le jeu de données. En revanche, pour des observations espacées dans le temps, l'interpolation linéaire ne permet pas d'estimer une valeur cohérente, puisque la végétation peut connaître différents types d'évolution sur ce laps de temps (Figure 3-21).

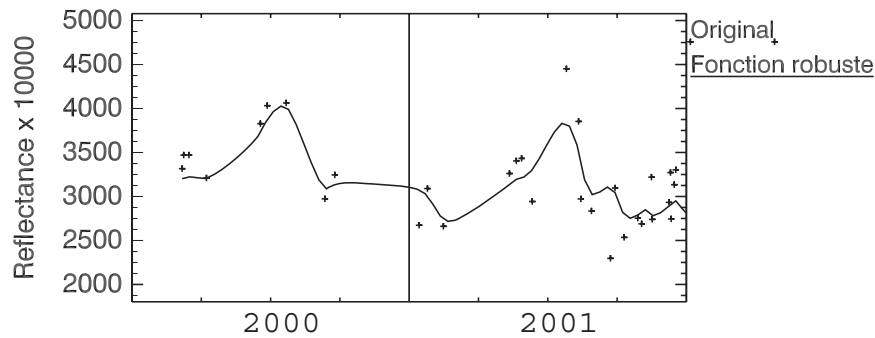


Figure 3-21 - Comparaison entre un profil temporel d'intercultures avant maïs dans la bande proche infrarouge élaboré à partir de données originales et reconstruit avec des fonctions robuste

Une comparaison des résultats obtenus à l'aide des fonctions robustes avec les résultats obtenus avec une simple interpolation linéaire appliquée sur l'ensemble de la série de données montre que les fonctions robustes lissent les profils et ont tendance à moyenner les valeurs de réflectance (Figure 3-22). Les minimums et maximums de la série ont une forte tendance à être recentrés vers la moyenne de celle-ci. Certains changements abrupts dus à la présence d'ombres sont éliminés du jeu de données ainsi que certains changements liés à la couverture végétale.

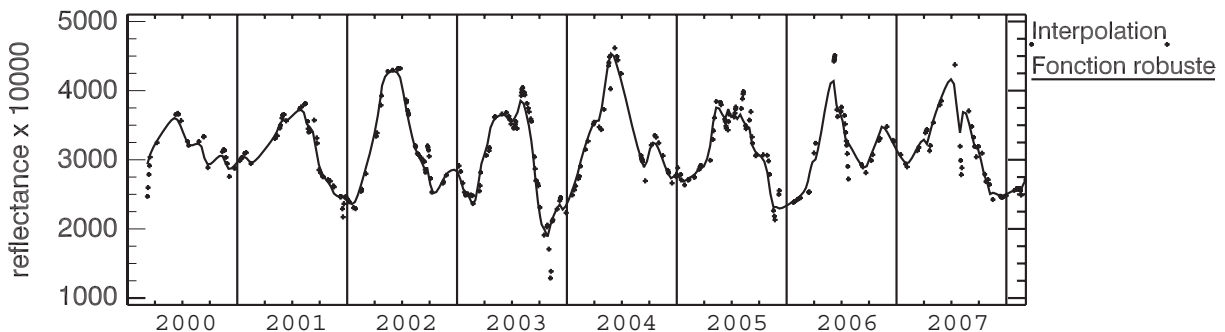


Figure 3-22 - Comparaison entre un profil temporel extrait sur des terres arables dans la bande proche infrarouge reconstruit par une interpolation linéaire et par des fonctions robustes

Les fonctions robustes ont donc également des limites et si elles permettent de lisser les profils, elles ne permettent pas de simuler des données manquantes, ce à quoi les réseaux de Kohonen sont destinés.

Dans l'ensemble, même si une partie des changements que l'on cherche à détecter sont éliminés du jeu de données, les séries temporelles obtenues après l'application des fonctions robustes sont cohérentes et montrent une relation correcte avec des valeurs de réflectance enregistrées à l'échelle locale par des images de télédétection à très haute résolution. Ainsi, le coefficient de corrélation entre l'image QUICKBIRD du 19 mars 2006 et l'image MODIS reconstruite avec les fonctions robustes est de 0,71 (Figure 3-23).

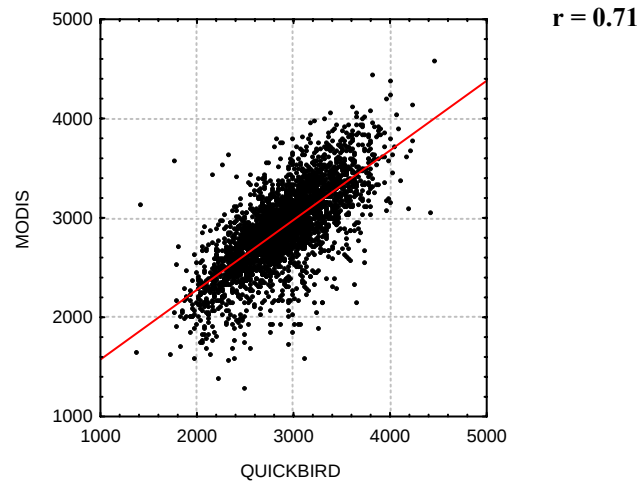


Figure 3-23 - Relation entre la bande spectrale proche infrarouge de l'image QUICKBIRD du 19 mars 2006 agrégée à 250 m et la bande proche infrarouge de l'image MODIS de la même date reconstruite à l'aide des fonctions robustes

On peut donc conclure que les séries temporelles d'images MODIS reconstruites à l'aide de fonctions robustes conservent la structure spatiale des données originales. Toutefois, elles ont une tendance à moyenniser les profils de réflectance et à éliminer certains changements rapides liés à la dynamique des couverts végétaux.

3.1.1.2.2.3. La reconstruction par l'utilisation conjointe des fonctions robustes et des réseaux de Kohonen, avec des signatures spectrales lissées par les fonctions robustes

Comme cela a été exposé dans la partie 3.1.1.2.2.1.2, les réseaux de Kohonen nécessitent une bonne sélection des signatures spectrales pour reconstruire les profils temporels de réflectance. La stratégie appliquée ici consiste à utiliser les séries lissées à l'aide des fonctions robustes pour constituer les signatures spectrales permettant la reconstruction de la série de données MODIS avec les réseaux de Kohonen.

Les résultats montrent que la série reconstruite avec cette méthode est relativement proche de la série reconstruite à l'aide des réseaux de Kohonen seuls. Notons toutefois que les profils ne suivent pas les profils originaux (Figure 3-24). En outre, le coefficient de corrélation entre l'image QUICKBIRD du 19 mars 2006 et l'image MODIS de la même date reconstruite n'atteint que 0,59, la plus faible relation constatée avec les différentes stratégies de reconstruction appliquées (Figure 3-25). Dans l'ensemble, les écarts entre les valeurs de réflectance des deux images proviennent de la démultiplication des erreurs insérées par les réseaux de Kohonen.

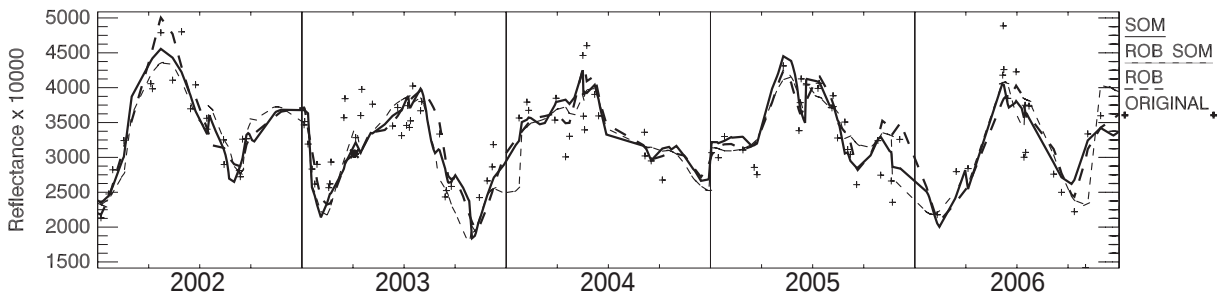


Figure 3-24 - Profils de séries temporelles dans la bande proche infrarouge, extrait sur des terres arables, reconstruits à l'aide de trois méthodes et comparés au profil original.

SOM : Reconstruction avec les réseaux de Kohonen, **ROB** : Reconstruction à l'aide des fonctions robustes
ROB_SOM : Reconstruction avec les réseaux de Kohonen utilisant des signatures spectrales reconstruites à l'aide des fonctions robustes

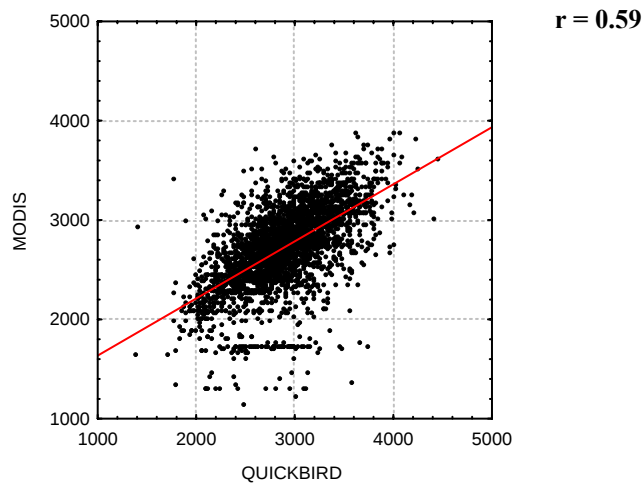


Figure 3-25 - Relation entre la bande spectrale proche infrarouge d'une image QUICKBIRD du 19 mars 2006 agrégée à 250 m et la bande proche infrarouge de l'image MODIS de la même date reconstruite à l'aide des réseaux de Kohonen avec des signatures spectrales filtrées avec les fonctions robustes

Ces résultats montrent que lisser les signatures spectrales utilisées en entrée du réseau de Kohonen ne présente donc pas d'intérêt, les profils obtenus avec le réseau de Kohonen sans lissage étant plus cohérents.

3.1.1.2.2.4. La reconstruction par l'utilisation conjointe des réseaux de Kohonen et des fonctions robustes, avec lissage des profils reconstruits par les réseaux de Kohonen avec des fonctions robustes

La dernière stratégie de reconstruction appliquée consiste à reprendre les séries temporelles reconstruites à l'aide des réseaux de Kohonen présentées dans la partie 3.1.1.2.2.1.2 et de lisser ces profils à l'aide des fonctions robustes.

Cette méthode présente l'inconvénient de lisser les profils sur lesquels du bruit a été introduit par l'utilisation d'une méthode de reconstruction. Les fonctions robustes éliminent du bruit lorsque celui-ci n'est présent que sur de courtes périodes. Lorsque le bruit est

introduit durablement dans les séries, celui-ci n'est pas filtré. Les résultats sont peu convaincants car la forme des profils reconstruits initialement avec les réseaux de Kohonen est conservée (Figure 3-26).

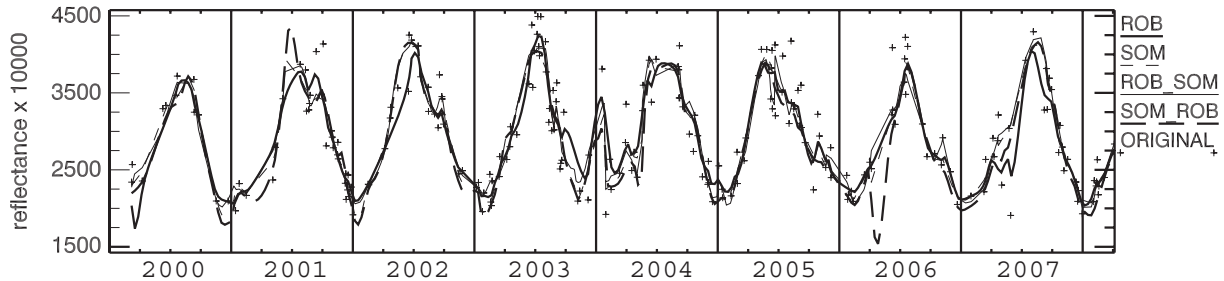


Figure 3-26 - Comparaison d'un profil de réflectance de terres arables (Céréales – sols nus - maïs) dans la bande proche infrarouge reconstitués avec différentes méthodes de reconstruction.

ROB : Image reconstruite avec les fonctions robustes, **SOM** : Image reconstruite avec les cartes de Kohonen, **ROB_SOM** : Image reconstruite avec les cartes de Kohonen et des signatures filtrées avec les fonctions robustes, **SOM_ROB** : Image reconstruite avec les cartes de Kohonen et lissée avec les fonctions robustes

Comparée à l'image QUICKBIRD du 19 mars 2006, l'image MODIS reconstruite par cette méthode présente des résultats comparables à ceux obtenus avec des réseaux de Kohonen seuls, le coefficient de corrélation étant dans ce cas de 0,65 (Figure 3-27).

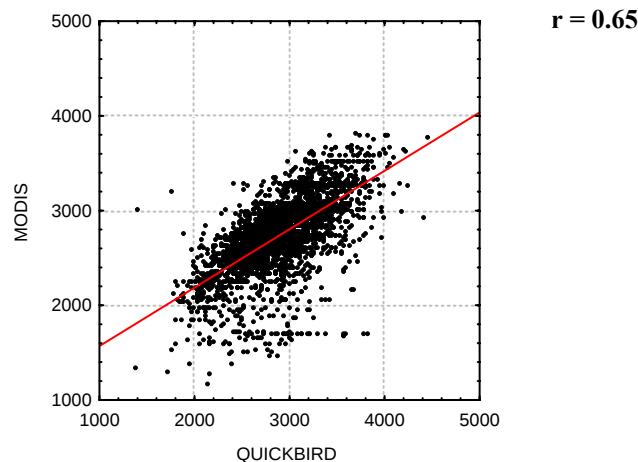


Figure 3-27 - Relation entre la bande spectrale proche infrarouge de l' image QUICKBIRD du 19 mars 2006 agrégée à 250 m et la bande proche infrarouge de l'image MODIS de la même date reconstruite à l'aide du réseau de Kohonen et lissée avec des fonctions robustes

3.1.1.2.2.5. Synthèse des résultats obtenus après reconstruction/lissage des séries temporelles

La comparaison des différentes stratégies de reconstruction des séries temporelles de réflectance MODIS met en évidence la supériorité de la reconstruction automatisée de longues séries temporelles de réflectance effectuée avec des fonctions robustes. L'utilisation des cartes auto-adaptatives de Kohonen a tendance à démultiplier les erreurs et à déstructurer

l'information sur le plan spatial. Par exemple, la figure 3-28 montre clairement que les ombres sont démultipliées par l'utilisation des réseaux de Kohonen.

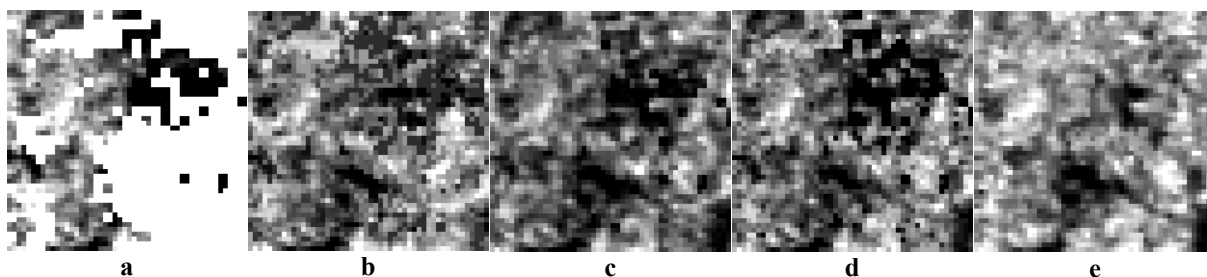


Figure 3-28 - Résultat des différentes stratégies de reconstructions pour un extrait de l'image MODIS du 17 janvier 2003 centré sur la ville de Guingamp. a : Image originale, b : Image reconstruite avec les cartes de Kohonen, c : Image reconstruite avec les fonctions robustes, d : Image lissée à l'aide des fonctions robustes après reconstruction avec les réseaux de Kohonen, e : Image suivante dans la série, sans nuages

En conséquence, les coefficients de corrélation calculés entre l'image MODIS du 19 mars 2006 reconstruite et l'image QUICKBIRD de la même date pour les quatre stratégies de reconstruction sont plus faibles quand les cartes auto-adaptatives de Kohonen sont utilisées (Tableau 3-6).

Tableau 3-6 - Corrélation entre la bande proche infrarouge de l'image QUICKBIRD du 19 mars 2006 et la bande proche infrarouge de l'image MODIS reconstruite à l'aide des différentes stratégies de reconstruction des séries temporelles.

b : reconstruction avec les réseaux de Kohonen, **c** : reconstruction à l'aide des fonctions robustes seules, **d** : lissage à l'aide des fonctions robustes des séries temporelles reconstruites avec les réseaux de Kohonen, **e** : reconstruction avec les réseaux de Kohonen et lissage à l'aide des fonctions robustes

	b	c	d	e
QUICKBIRD - PIR	0.66	0.71	0.65	0.59

Toutefois, l'utilisation de réseaux de Kohonen pour reconstruire des séries temporelles d'images à moyenne résolution spatiale n'est pas à remettre en cause puisqu'elle fournit des résultats cohérents lorsque son application est contrôlée par l'utilisateur. En revanche, l'automatisation du procédé est rendu difficile et nécessiterait des améliorations. En outre, son application est relativement coûteuse en temps comparé aux fonctions robustes.

3.1.1.2.3. Les données reconstruites comparées à d'autres séries temporelles de réflectance

Les confrontations des séries de réflectance MODIS reconstituées avec les différentes méthodes de reconstruction à d'autres types de données à moyenne résolution disponibles sous forme de synthèses d'images de réflectance sont présentées ci-après, d'une part afin de

valider l'évolution temporelle des séries reconstruites et d'autre part de valider les observations effectuées dans la partie précédente sur les méthodes de reconstruction testées. Pour cela, les données provenant de deux capteurs à moyenne résolution spatiale ont été utilisées : MERIS et MODIS.

3.1.1.2.3.1. Comparaison avec les synthèses de réflectance MODIS

Les séries MODIS reconstruites avec les différentes stratégies de reconstruction –à l'exception de la méthode utilisant les réseaux de Kohonen et des signatures spectrales lissées à l'aide des fonctions robustes, qui présentait les résultats les moins bons- ont été confrontées aux synthèses d'images de réflectance MODIS prétraitées par la NASA, soit les images MOD13Q1 et MOD09Q1.

La comparaison des profils temporels de réflectance montre le peu de cohérence des profils temporels issus des images synthèses de réflectance MODIS par rapport aux séries temporelles MODIS reconstruites avec les réseaux de Kohonen ou les fonctions robustes pour l'ensemble de l'hiver 2002/2003 (Figure 3-29).

En outre, l'analyse des images MOD09Q1 comme des images MOD13Q1 met en évidence des effets de segmentation, des portions d'images étant constituées de données acquises dans différentes conditions d'observations atmosphériques ou angulaires (Figure 3-30). A contrario, les images MODIS qui ont été reconstruites avec les différentes stratégies exposées avant apparaissent homogènes.

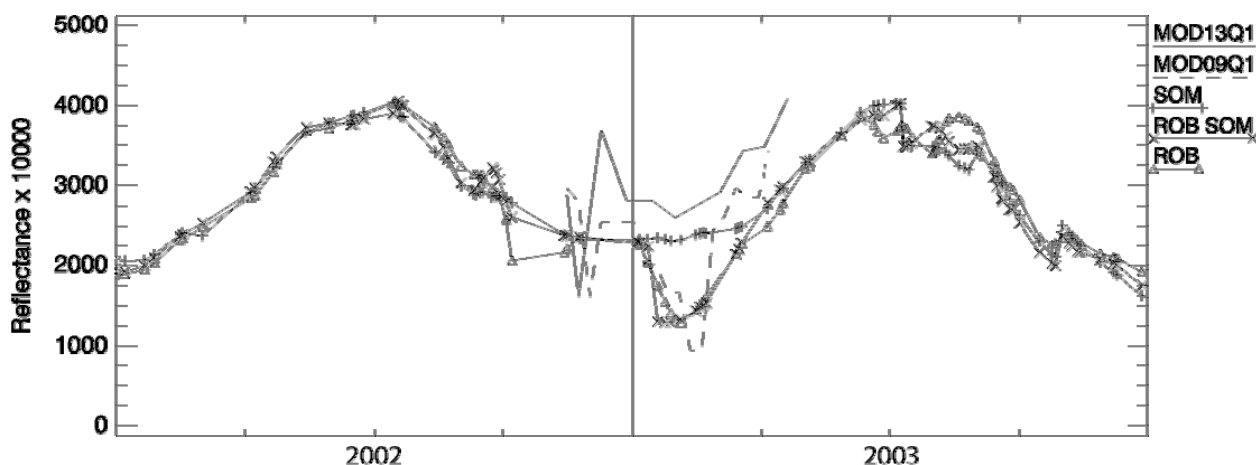


Figure 3-29 - Exemple de profils temporels de réflectance de la bande proche infrarouge d'une prairie au cours de l'hiver 2002/2003 extraits des synthèses de réflectance (MODIS MOD09Q1 et MOD13 Q1) et des images reconstruites.

SOM : Image reconstruite avec le réseau de Kohonen, ROB_SOM : Image reconstruite avec les réseaux de Kohonen et des signatures spectrales lissées avec les fonctions robustes, ROB : Image reconstruite à l'aide des fonctions robustes

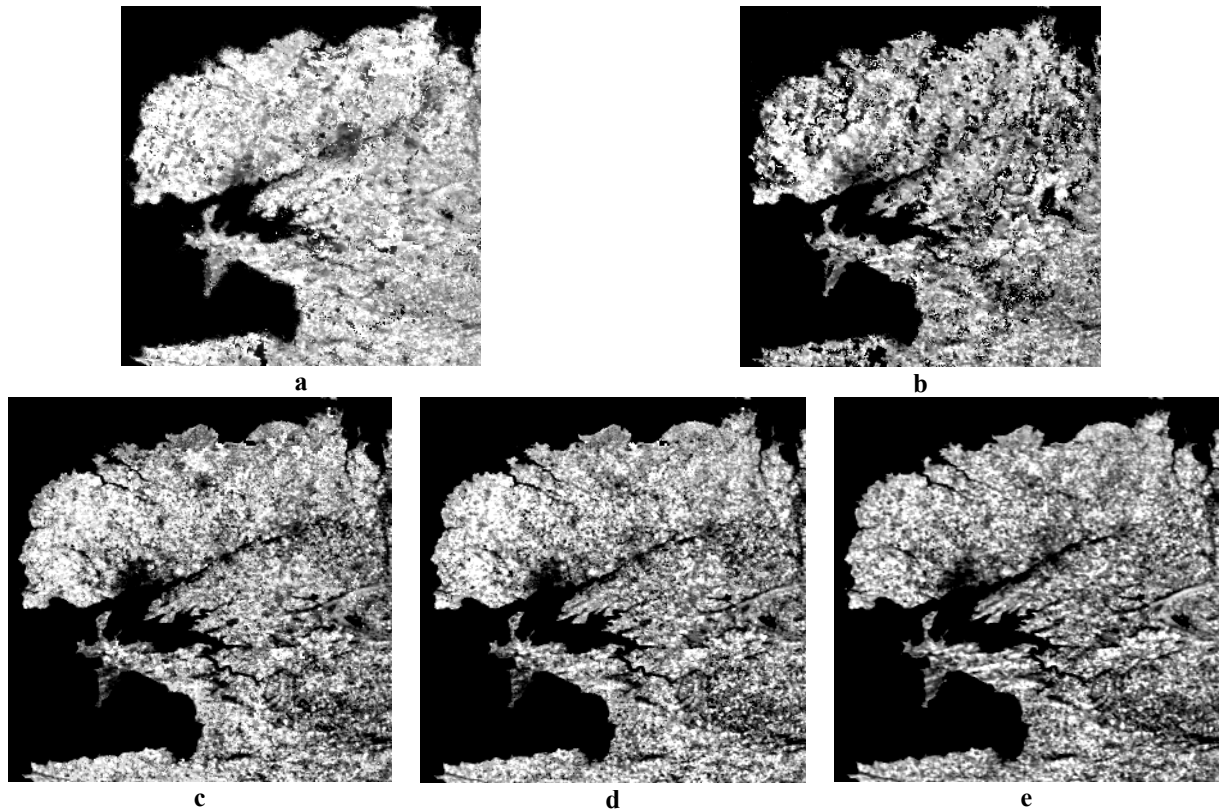


Figure 3-30 - Extrait de la bande proche infrarouge issue des synthèses de réflectance MODIS et des séries temporelles reconstruites, centré sur le Finistère pour les dates les plus proches du 17 janvier 2003.

a : Synthèse MOD13Q1, **b** : Synthèse MOD09Q1, **c** : Image reconstruite à l'aide des réseaux de Kohonen, **d** : Image reconstruite à l'aide des fonctions robustes, **e** : Image lissée à l'aide des fonctions robustes après reconstruction avec les réseaux de Kohonen

3.1.1.2.3.2. Comparaison avec les synthèses de réflectance MERIS

Afin de compléter la validation de la reconstruction et du lissage des séries temporelles d'images MODIS, les séries temporelles reconstruites avec les différentes stratégies de reconstruction ont été comparées à une série temporelle d'images MERIS, les données MERIS n'étant disponibles que pour l'hiver 2005/2006.

Dans l'ensemble, les profils dérivés des images MERIS sont assez proches des profils obtenus à partir des images reconstruites MODIS (Figure 3-31). Les différences s'expliquent par un pas d'échantillonnage temporel différent, de 2 mois pour les images MERIS, contre 10 jours pour les données MODIS. Ainsi, les profils des images MERIS sont représentatifs de la moyenne des valeurs de réflectance des images MODIS sur la période considérée. Par exemple, un profil temporel de réflectance extrait sur des cultures CIPAN dans la bande proche infrarouge, montre que les variations de réflectance distinguées sur les variations des séries temporelles MERIS sont plus faibles que celles qui peuvent être observées à partir des séries temporelles MODIS.

Spatialement, les images de réflectance MERIS sont très comparables aux images de réflectance MODIS (Figure 3-32). Ainsi, la corrélation entre la réflectance de la bande rouge de l'image MODIS extraite de la série temporelle reconstruite avec des fonctions robustes et

la réflectance de la bande rouge du capteur MERIS est de 0,81, contre 0,85 pour la bande proche infrarouge. Les images MERIS paraissent lissées par rapport aux images MODIS d'un point de vue spatial, ceci étant la conséquence du passage d'une résolution de 250 m à 300 m.

Cette comparaison, qui montre la légère supériorité des images de réflectance MODIS sur les images de réflectance MERIS, met à nouveau en évidence le fait que la reconstruction effectuée à l'aide des fonctions robustes préserve bien la structure spatiale des données et les variations temporelles des valeurs de réflectance.

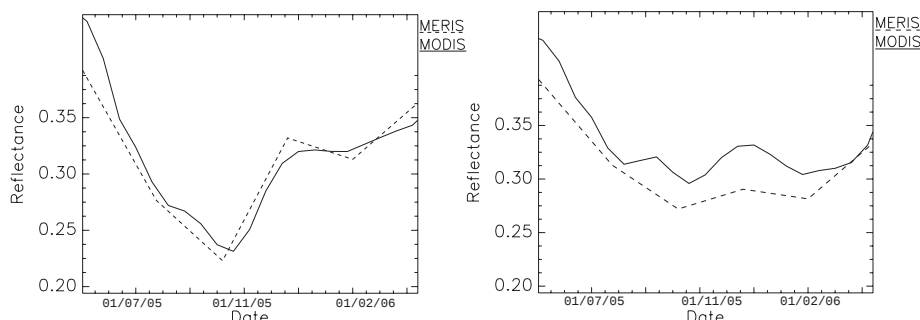


Figure 3-31 - Profils temporels de réflectance dans la bande proche infrarouge de la série d'images MODIS reconstruite à l'aide des fonctions robustes et de la série d'images MERIS pour deux types de CIPAN

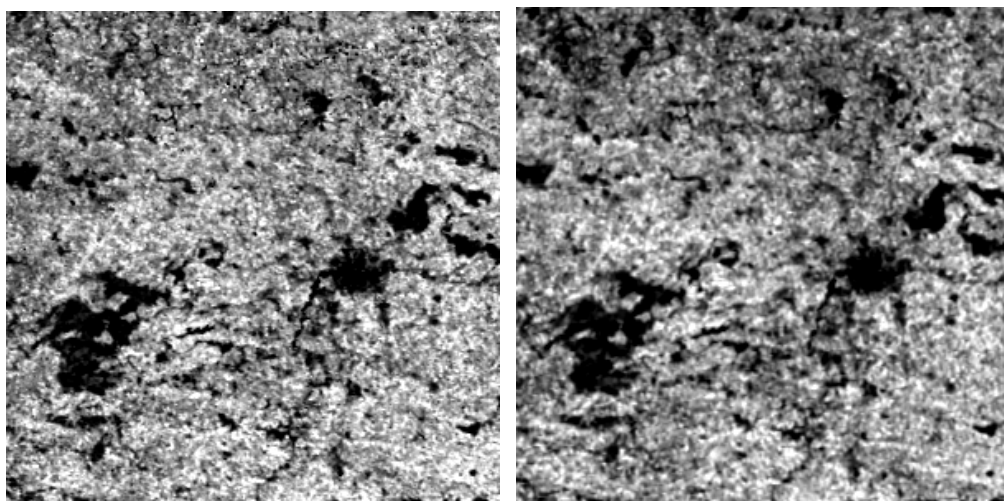


Figure 3-32 - Extrait de la bande proche infrarouge sur le bassin rennais le 14 mars 2006
A gauche, Image MODIS ; A droite, Image MERIS

La comparaison de l'ensemble des séries temporelles MODIS reconstruites sur toute la période d'étude et de la série d'images MERIS avec les synthèses d'images MODIS traitées par la NASA confirme que les profils temporels de ces dernières ne sont pas cohérents, et en conséquence que ces produits ne sont pas adaptés à une utilisation dans le contexte d'un paysage fragmenté avec une couverture nuageuse fréquente (Figure 3-33).

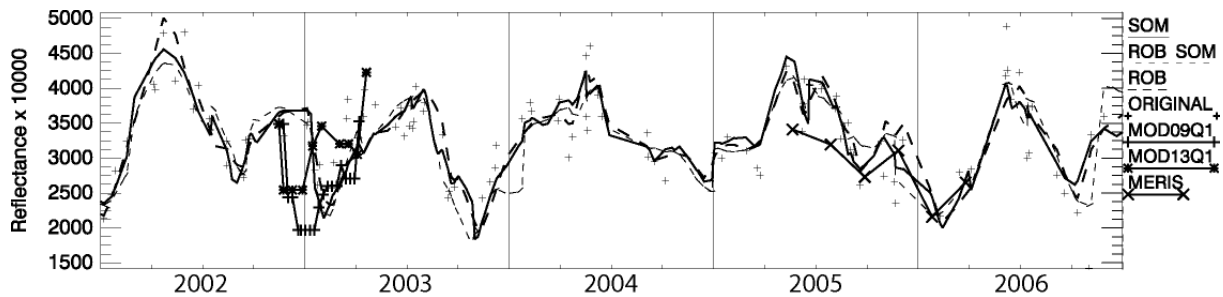


Figure 3-33 - Comparaison de profils temporels de réflectance de cultures céréalières dans la bande proche infrarouge reconstruits à l'aide de différentes méthodes et issus de différents capteurs

3.1.1.2.4. Les prédictions d'évolution de la réflectance à l'aide des cartes de Kohonen

Les réseaux de Kohonen présentent l'intérêt de pouvoir simuler l'évolution de valeurs de réflectance (voir partie 2.2.4). Des prédictions d'évolution des valeurs de réflectance ont été effectuées pour l'ensemble des bandes spectrales du capteur MODIS à partir des images reconstruites à l'aide des fonctions robustes et ceci pour une période d'un an à compter du début et de la fin de la série d'images. Pour les prédictions qui ont été effectuées avant la période d'acquisition des images MODIS, des validations ont pu être effectuées avec des images à haute résolution spatiale. Deux mesures de distances permettant de projeter les valeurs de réflectance ont été testées (Voir la partie 2.2.4).

Les résultats montrent que les prédictions réalisées à court terme sont relativement cohérentes, le coefficient de corrélation entre l'image MODIS simulée à une résolution de 250 m et une image SPOT agrégée à la même résolution spatiale atteignant 0,74 pour une date antérieure de 2 mois à la première acquisition d'images MODIS (Figure 3-34 et Tableau 3-7). Cette relation est plus faible pour la bande du rouge que pour la bande proche infrarouge. On notera que les prédictions effectuées à plus de 9 mois de la période d'acquisition des images MODIS sont incohérentes, le coefficient de corrélation atteignant 0,56 pour la bande spectrale du proche infrarouge et seulement 0,43 pour la bande spectrale du rouge (Tableau 3-8). Les résultats mettent également en évidence la supériorité de la mesure de distance présentée dans l'équation 2-13 sur la distance euclidienne, le niveau de corrélation entre les images MODIS prédites et les images SPOT augmentant lorsque la première est utilisée (Figure 3-34, Tableau 3-7 et Tableau 3-8). La mesure de distance, ainsi que la durée de la période sur laquelle la distance entre une signature et le profil à reconstruire est calculée, influence les résultats obtenus. Les prédictions sont effectuées en mesurant la distance entre des signatures spectrales et le profil temporel de chaque pixel sur une période de 6 mois, soit 18 images. La période est suffisamment longue pour que les données aberrantes ne prennent du poids dans le calcul de la distance permettant d'estimer la valeur manquante. L'utilisation d'une période suffisamment longue, comparée à celle qui est utilisée pour reconstruire les séries temporelles de réflectance, soit 10 images, limite l'introduction de bruit. Il ressort toutefois qu'une

période de plus de 6 mois devrait être utilisée pour mieux simuler les changements qui ont lieu, afin de prendre en considération les différents types de successions culturales. Toutefois, si l'on cherche à identifier les rotations culturales par rapport aux 5 ou 6 années passées, l'application nécessite alors des ressources en mémoire trop conséquentes pour effectuer des simulations.

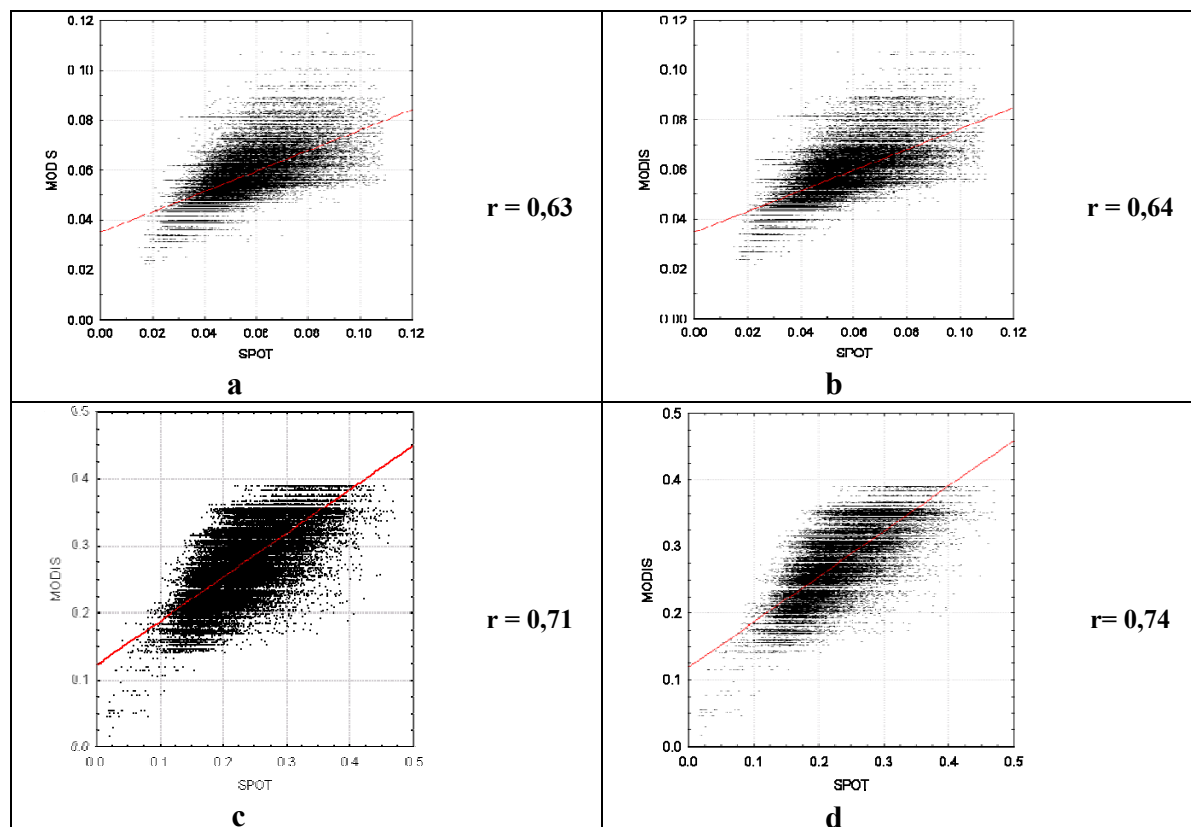


Figure 3-34 - Relation entre les valeurs de réflectance de l'image SPOT du 15 janvier 2000 et les valeurs de réflectance de l'image MODIS prédite à la même date

a : bande rouge prédite avec une distance euclidienne, **b** : bande rouge prédite avec la seconde mesure de distance, **c** : bande proche infrarouge prédite avec la distance euclidienne, **d** : bande proche infrarouge prédite avec la seconde mesure de distance

Tableau 3-7 - Coefficients de corrélation entre l'image SPOT du 15 janvier 2000 et l'image MODIS prédite à la même date

	Bande rouge	Bande proche infrarouge
Distance euclidienne	0.63	0.71
a=0.33 b=1	0.64	0.74

Tableau 3-8 - Coefficients de corrélation entre l'image SPOT du 15 juin 1999 et l'image MODIS prédite à la même date

	Bande rouge	Bande proche infrarouge
Distance euclidienne	0.43	0.56
a=0.33 b=1	0.43	0.56

Les résultats montrent également que les prédictions effectuées à une résolution kilométrique sont meilleures que celles qui sont réalisées à une résolution de 250 m. Ainsi, la corrélation de l'image MODIS prédite pour le 15 juin 1999 avec l'image SPOT de la même date atteint 0,75 pour une résolution kilométrique, contre 0,56 pour une résolution de 250 m (Figure 3-35). Toutefois, à cette résolution, d'une part les changements d'occupation et d'utilisation des sols d'une année sur l'autre sont minimes et d'autre part le paysage est lissé, ce qui contribue à améliorer les résultats. Néanmoins, les images prédites conservent les principales classes d'occupation et d'utilisation du sol et même à 250 m de résolution, la structure spatiale des paysages est conservée à l'échelle régionale (Figure 3-36).

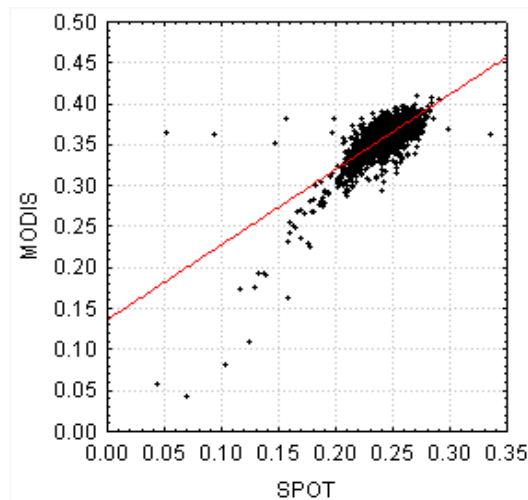


Figure 3-35 - Relation entre la réflectance enregistrée dans la bande proche infrarouge par le capteur SPOT et la réflectance simulée de données MODIS avec un réseau de Kohonen pour le 15 juin 1999

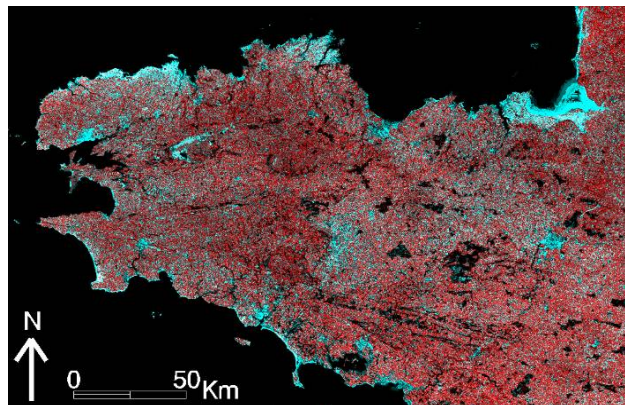


Figure 3-36 - Composition colorée de l'image MODIS prédite du 10 mars 1999 (R :PIR,V :R,B :R)

Les résultats des prédictions effectuées confortent les résultats obtenus dans la partie précédente en montrant que les réseaux de Kohonen peuvent être utilisés comme méthode de reconstruction, soit pour remplacer ponctuellement des données manquantes, soit pour prédire des évolutions à court terme, inférieures à une année.

Synthèse partielle : Les séries temporelles de réflectance

La comparaison des résultats obtenus après l'application de différentes méthodes de corrections atmosphériques élaborées à partir du modèle 6S sur les images journalières de réflectance montre d'une part qu'un modèle simplifié de corrections atmosphériques peut être suffisant pour corriger les principaux effets de l'atmosphère et d'autre part que les produits MOD09GQK ont une information spatiale dégradée, ceci étant lié aux corrections de la diffusion de Mie ou aux phases de prétraitement géométriques.

La profondeur optique des aérosols étant très difficile à évaluer pour des milieux côtiers, nous avons choisi de ne pas corriger l'impact de la présence d'aérosols. L'ensemble des résultats est donc obtenu à partir du traitement des images MODIS journalières corrigées avec un modèle 6S simplifié, sans correction de la diffusion de Mie et avec des teneurs en ozone et en vapeur d'eau estimées à partir des images journalières. Les effets des aérosols ne sont donc pas corrigés, à l'instar des effets directionnels des couverts.

Le travail effectué pour évaluer la précision de l'information contenue dans les images journalières de réflectance a permis de définir le seuil de détection des objets par le capteur MODIS. La détection d'un îlot parcellaire correspondant à un ensemble de parcelles agricoles présentant un type d'occupation du sol dominant sur des surfaces de 9 ha au minimum, peut être assurée à 80%. Les surfaces en sols nus à peu couvertes omises par le capteur MODIS correspondent à des parcelles localisées au sein de vastes îlots ayant un comportement spectral opposé à celui-ci. Il a également mis en évidence que parmi les méthodes utilisées pour agréger les images à haute résolution spatiale afin de pouvoir évaluer la précision des images MODIS, le filtrage des hautes fréquences spatiales à l'aide de transformées de Fourier est légèrement meilleur à l'agrégation utilisant la fonction d'étalement de point, et largement supérieur à une simple agrégation par la moyenne. En utilisant la méthode la plus performante, le coefficient de détermination entre l'image haute résolution agrégée et l'image MODIS atteint 0,86, ce qui montre une très bonne correspondance entre les deux types d'images. L'évaluation des effets de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS a montré d'une part que cette dernière lisse le paysage et entraîne la non détection de parcelles de petites tailles, et d'autre part qu'elle dépend du degré de fragmentation et de la composition du paysage étudié. Enfin, le filtre passe-haut appliqué sur les séries temporelles de réflectance améliore sensiblement la définition des objets sur les images.

Les deux méthodes de reconstruction utilisées pour dériver des séries temporelles de réflectance décadaires, les réseaux de Kohonen et les fonctions robustes, constituent deux exemples de méthodes originales jamais testées auparavant pour estimer des valeurs manquantes sur des séries temporelles d'images de télédétection. D'une façon générale, la comparaison des résultats obtenus avec des images de télédétection à haute résolution spatiale et des séries temporelles de réflectance MERIS montre qu'elles permettent d'estimer correctement l'évolution des valeurs de réflectance. Ces deux méthodes fournissent des résultats intéressants, en compensant en partie l'absence de correction de la diffusion de Mie et des effets directionnels des couverts végétaux lors de la phase de prétraitement précédente. Les réseaux de Kohonen, appliqués à de courtes séries temporelles de réflectance –moins d'une année- et lorsque le processus est contrôlé par l'utilisateur –notamment la sélection des signatures spectrales échantillons qui entraînent le réseau de neurones- permettent d'estimer correctement les valeurs de réflectance manquantes. En revanche, les résultats obtenus sur une série temporelle longue et de façon automatisée sont contrastés et mettent en évidence que l'automatisation devrait être abordée de manière différente. Toutefois, l'automatisation du procédé sur de longues séries temporelles de réflectance est complexe à mettre en œuvre et demande un temps et des ressources en mémoire importantes ainsi que des processeurs puissants. Les fonctions robustes sont, quant à elles, facilement applicables à de longues séries temporelles et fournissent des résultats cohérents sur le plan temporel et spatial. Néanmoins, une partie des changements sont lissés et lorsqu'aucune donnée n'est disponible sur une longue période, les évolutions tendent à être construites de façon linéaire.

Une des perspectives quant à l'utilisation conjointe des réseaux de Kohonen et des fonctions robustes serait de lisser les séries temporelles en utilisant les fonctions robustes puis de reconstruire, à l'aide des réseaux de Kohonen, uniquement les séries temporelles contenant de longues périodes sans données, supérieures à un mois, et pour lesquelles l'utilisation d'une interpolation linéaire limite la détection des changements. Une autre perspective consisterait à améliorer la compréhension de l'évolution de la couverture végétale, notamment au regard de la variabilité climatique afin de simuler des signatures spectrales utilisables avec les réseaux de Kohonen. Cela nécessite une connaissance approfondie des variations de la couverture végétale qui n'est pas encore suffisante à l'heure actuelle pour effectuer ce genre de simulation. Toutefois, le chapitre suivant se propose d'y répondre en partie. Par ailleurs, d'autres méthodes, telles que des transformées de Fourier ou des décomposées en ondelettes, pourraient être utilisées pour estimer les valeurs manquantes au sein de séries temporelles de réflectance.

Les résultats présentés dans la suite de ce travail sont issus des séries temporelles

reconstruites à l'aide des fonctions robustes, puisque les images de réflectance reconstruites avec cette méthode sont de très bonne qualité, d'une précision supérieure aux images reconstruites avec les autres méthodes qui ont été testées (Figure 3-37).

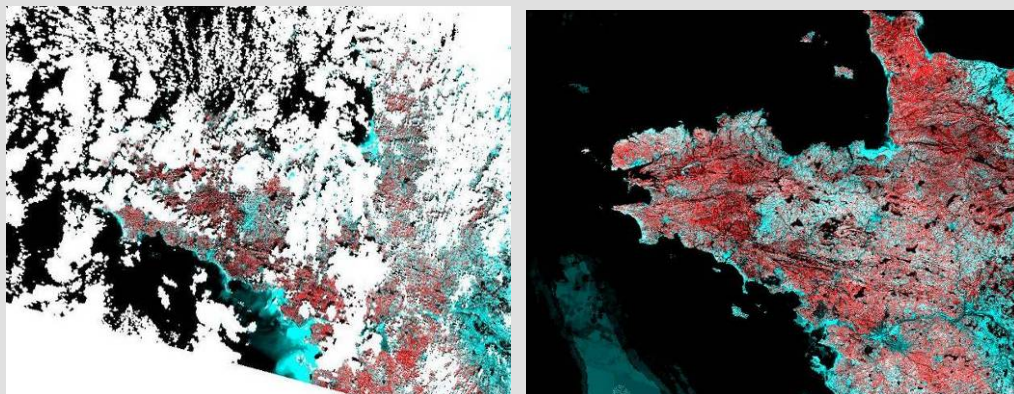


Figure 3-37 - Images du 29 janvier 2001 avant et après reconstruction/lissage avec des fonctions robustes

3.1.2. Les variables biophysiques, du terrain à l'échelle régionale

Les séries temporelles d'images de réflectance MODIS reconstruites ont été utilisées pour estimer des variables biophysiques à l'échelle régionale afin de déterminer l'évolution de l'occupation et de l'utilisation des sols, et en particulier les dynamiques de la couverture hivernale des sols ainsi que l'évolution des surfaces en prairies et en céréales. Les résultats des différentes validations effectuées sur les variables biophysiques dérivées des données MODIS sont présentés dans cette partie en comparant d'abord ces variables aux variables biophysiques calculées à partir des images de télédétection à haute et à très haute résolution spatiale puis aux variables biophysiques dérivées d'images de télédétection à basse résolution spatiale.

3.1.2.1. Du terrain à la moyenne résolution

La validation des variables biophysiques obtenues à partir des séries temporelles de réflectance MODIS reconstruites a été effectuée en premier lieu en utilisant des variables biophysiques dérivées de données à haute et très haute résolution spatiale, elles-mêmes validées par des contrôles effectués sur le terrain. La première étape de la validation a consisté à évaluer les variables biophysiques obtenues à l'aide des images Quickbird et SPOT à partir du modèle PROSPECT-SAIL avec les variables estimées à partir de relevés effectués sur le terrain. La phase de validation des variables biophysiques, qui va du terrain à la moyenne résolution spatiale, est consacrée toute entière au fCOVER, dans la mesure où les données relevées sur le terrain sur la couverture hivernale des sols sont utilisables pour cela.

La relation entre le fCOVER estimé à partir d'une scène QUICKBIRD et la fraction de couverture végétale verte estimée à partir des relevés effectués sur le terrain est très forte, avec un coefficient de corrélation s'élevant à 0,89 (Figure 3-38).

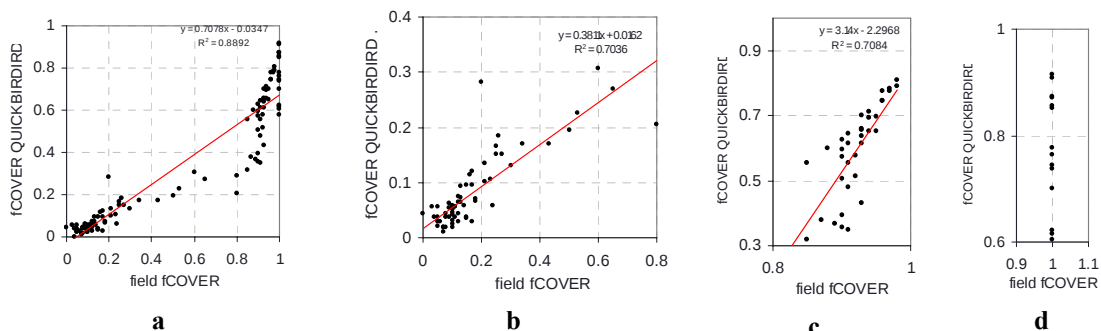


Figure 3-38 - Relation entre le fCOVER estimé avec le modèle PROSPECT-SAIL à partir de l'image QUICKBIRD du 24 mars 2006 et le fCOVER estimé à partir de relevés effectués sur le terrain

a : pour l'ensemble des taux de couverture végétale, **b** : pour des taux de couverture végétale variant entre 0 et 80 % ; **c** : pour des taux de couverture végétale variant entre 80 et 99 % ; **d** : pour des taux de couverture de 100%

On constate toutefois une sous-estimation des valeurs de fCOVER issues des données QUICKBIRD comparées aux valeurs de fCOVER estimées à partir des relevés terrain, avec une erreur quadratique moyenne (RMS) de 0,26. Cette sous-estimation, qui concerne essentiellement les taux de couverture des sols moyens, peut s'expliquer par le fait que le modèle de transfert radiatif a été calibré pour estimer les taux de couverture des sols pour un large panel de types d'occupation et d'utilisation du sol, et pas seulement la couverture hivernale des sols agricoles. La distribution des variables biophysiques utilisées en entrée du modèle pourrait donc être modifiée pour correspondre au mieux à chacun des types d'occupation et d'utilisation du sol (Communication orale avec Martine Guérif).

On peut également observer sur la figure 3-38 que la relation entre les deux séries de fCOVER n'est pas complètement linéaire, celle-ci mettant en évidence un point d'inflexion pour des valeurs supérieures à 60 % de couverture végétale. Le fCOVER est sous-estimé et, ce pour des taux de couverture inférieurs à 60% de végétation verte, il est deux fois inférieur au fCOVER mesuré sur le terrain. Entre 60 et 99 % de couverture végétale, la relation entre le fCOVER estimé à partir d'une image haute résolution est quasi-linéaire. Pour les taux de couverture de 100 %, le fCOVER est compris entre 0,6 et 0,92. Cette non-linéarité, qui se retrouve quand on compare différents indices de végétation calculés à partir des mêmes images (Nabucet, 2006), peut s'expliquer par le fait que la réflectance dans le proche infrarouge diminue pour des taux de recouvrement qui augmentent. Ces observations concordent avec celles effectuées par Gitelson *et al.*, en 2002. Ces auteurs ont ainsi mis en évidence que pour des taux de couverture supérieurs à 60%, le NDVI est quasi-insensible aux changements, en grande partie en raison de la réflectance dans le proche infrarouge qui, à un certain stade de croissance des végétaux, diminue alors que le taux de recouvrement augmente (Gitelson *et al.*, 2002).

Ces résultats montrent que les valeurs de fCOVER dérivées des images QUICKBIRD sont liées aux taux de couverture du sol par la végétation relevés sur le terrain. Toutefois, la relation n'est pas linéaire et montre une sous-estimation des valeurs de taux de couverture inférieures à 60 %.

La comparaison des valeurs de fCOVER estimées à partir des relevés effectués sur le terrain et des valeurs de fCOVER calculées à partir d'une image SPOT, pour la même date, montre une forte relation, avec un coefficient de corrélation de 0,82. En revanche, les valeurs de fCOVER obtenues avec l'image SPOT sont sous-estimées par rapport aux valeurs de fCOVER estimées à partir des relevés terrain, avec une erreur quadratique moyenne assez élevée (RMS : 0,41).

La comparaison des valeurs de fCOVER estimées à partir d'images à haute résolution et très haute résolution spatiale et des valeurs de fCOVER estimées à partir des séries temporelles de réflectance MODIS reconstruites, montre également une forte relation, avec un

coefficient de corrélation variant entre 0,76 et 0,81 selon le capteur à haute résolution considéré. Le nombre de bandes spectrales utilisées pour dériver le fCOVER à partir des images MODIS, six ou deux, ne fait quasiment pas varier le coefficient de corrélation (Tableau 3-9, Tableau 3-12 et Figure 3-39). L'utilisation de seulement deux bandes spectrales du capteur MODIS, le rouge et le proche infrarouge, permet donc d'obtenir des estimations correctes du fCOVER.

Tableau 3-9 - Coefficient de corrélation entre les variables biophysiques mesurées sur le terrain et prédites à l'aide du modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL à partir des images à haute/très haute résolution spatiale

	QUICKBIRD	SPOT	MODIS 2 bandes	MODIS 6 bandes
Relevés terrain	0.89	0.82		
QUICKBIRD		0.93	0.76	0.77
SPOT			0.80	0.81

Tableau 3-10 - Erreur quadratique moyenne (RMSE) entre les variables biophysiques mesurées sur le terrain et prédites à l'aide du modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL à partir des images à haute/très haute résolution spatiale

	QUICKBIRD	SPOT	MODIS 2 bandes	MODIS 6 bandes
Relevés terrain	0.26	0.41		
QUICKBIRD			0.16	0.12
SPOT			0.23	0.19

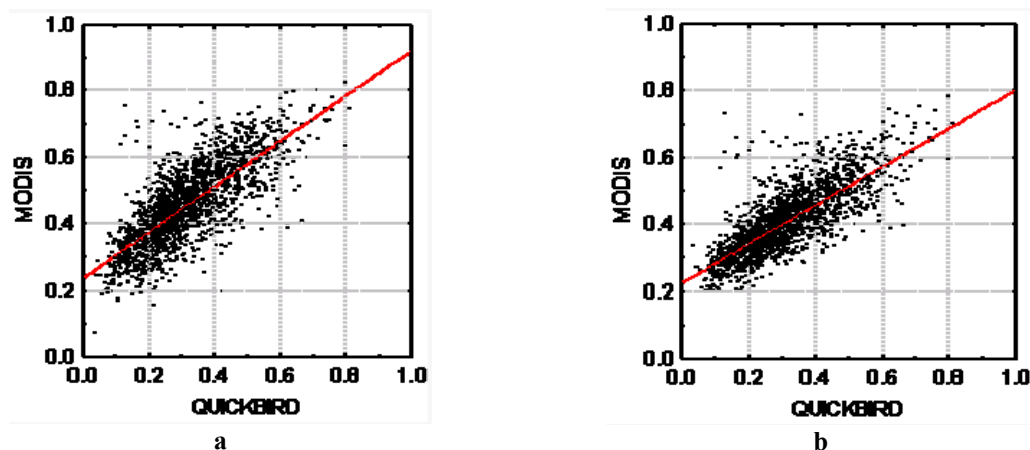
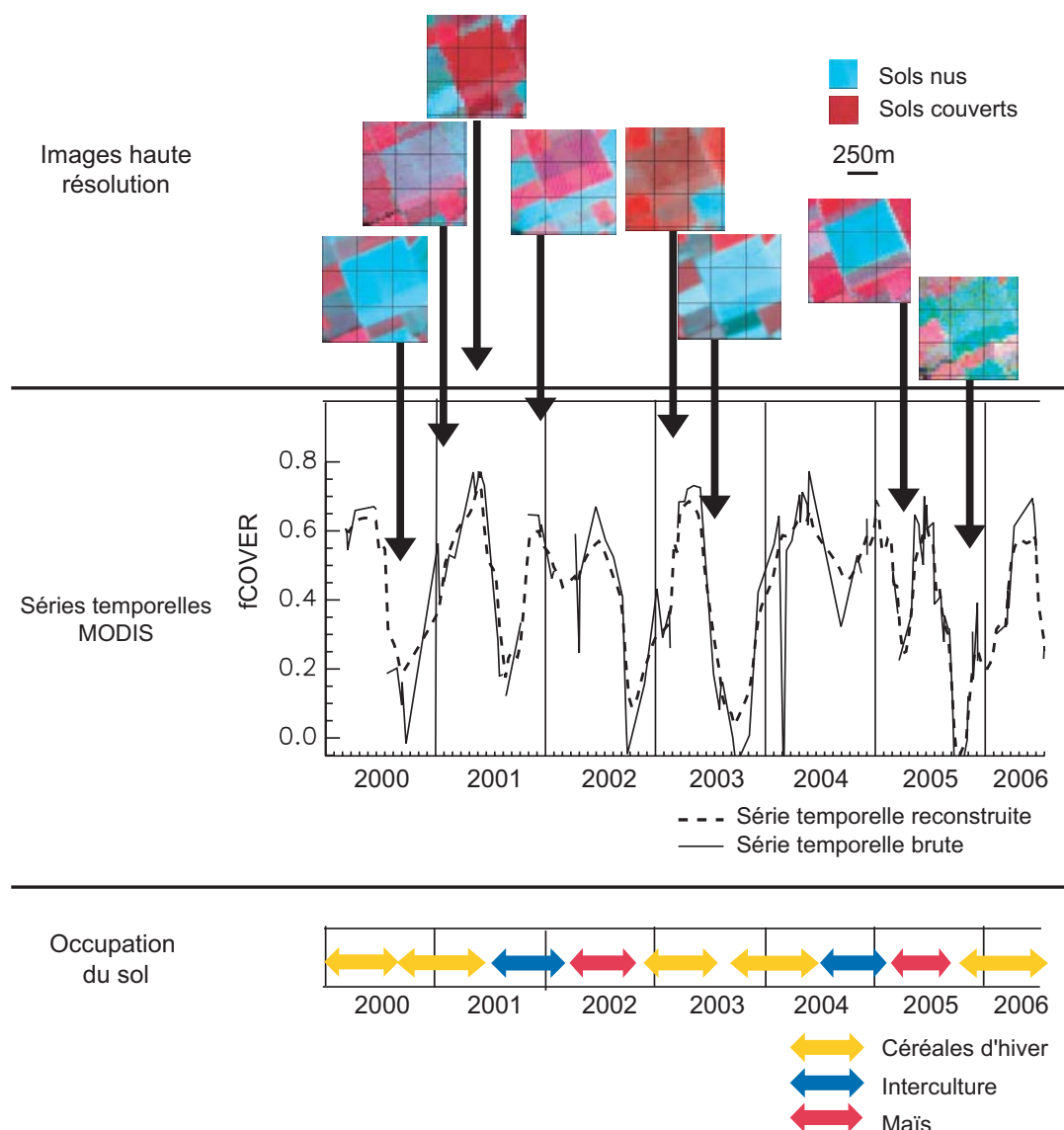


Figure 3-39 - Comparaison entre le fCOVER estimé à partir d'une image QUICKBIRD et le fCOVER estimé à partir d'une image MODIS en utilisant deux bandes spectrales (a) et six bandes spectrales (b)

Les valeurs de fCOVER dérivées des images MODIS sont surestimées par rapport aux valeurs de fCOVER calculées à partir des images à haute ou très haute résolution spatiale. À l'inverse, celles-ci sont sous-estimées par rapport aux valeurs de fCOVER mesurées sur le terrain. Il est donc vraisemblable que les valeurs de fCOVER dérivées des images MODIS soient, par rapport aux valeurs de fCOVER mesurées sur le terrain, caractérisées par des valeurs de RMS plus faible que les valeurs de fCOVER estimées à partir d'images à haute ou très haute résolution spatiale. Toutefois, le saut d'échelle à effectuer entre le terrain et la moyenne résolution ne permet pas de valider cette hypothèse.

Ces résultats montrent que la distribution spatiale des valeurs fCOVER est bien estimée à l'aide de données MODIS. En outre, l'évolution des valeurs de fCOVER estimées par MODIS est bien liée avec l'évolution de la couverture des sols pouvant être distinguée avec des images à haute résolution spatiale (Figure 3-40). Un protocole de terrain plus élaboré, adapté à la résolution spatiale de MODIS, permettrait d'effectuer une validation plus approfondie des valeurs de fCOVER obtenues.



3.1.2.2. De la moyenne résolution à la basse résolution

A petite échelle, les variables biophysiques issues des données MODIS sont comparées aux variables biophysiques CYCLOPES et aux produits MODIS délivrés par la NASA. Deux variables biophysiques ont été évaluées : le fCOVER à partir des données CYCLOPES, le fCOVER n'étant pas estimé par la chaîne de traitement de la NASA

appliquée sur les données MODIS, et le LAI à partir des données CYCLOPES et du produit LAI délivré par la NASA (MOD15A2).

La comparaison entre les valeurs de fCOVER dérivées de MODIS et des données CYCLOPES sur l'ensemble de la Bretagne montre que ces deux types de données sont très corrélés, avec un coefficient de corrélation de 0,90 pour des images acquises à une date dépourvue de tout nuage (Figure 3-41).

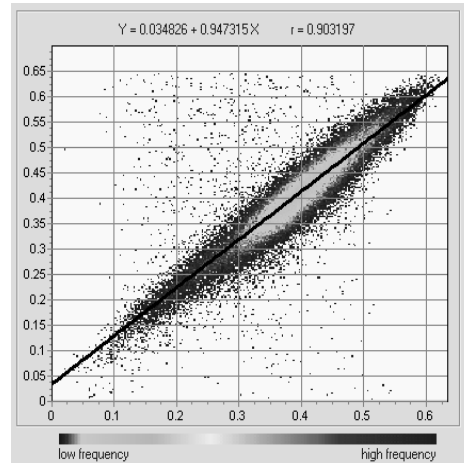


Figure 3-41 - Relation entre le fCOVER MODIS (abscisse) et le fCOVER CYCLOPES (ordonnée) le 6 mars 2000

De manière générale, le fCOVER issu des données MODIS a des valeurs moins élevées que le fCOVER issu des données CYCLOPES. Les écarts de valeurs entre les deux séries de données sont faibles, l'erreur quadratique moyenne avoisinant 0,1, et sont relativement constants sur l'ensemble de la période d'étude (1999-2003) (Figure 3-42). Les erreurs RMS les plus élevées, proches de 0,15, proviennent pour l'essentiel de données nuageuses présentes sur les données CYCLOPES ou encore de prédictions erronées sur les données MODIS pour le début de l'année 2000. On observe aussi que le fCOVER estimé à partir des prédictions d'évolution des valeurs de réflectance MODIS est relativement cohérent pour l'année 1999, surtout lorsque deux bandes spectrales, les bandes rouge et proche infrarouge, sont utilisées.

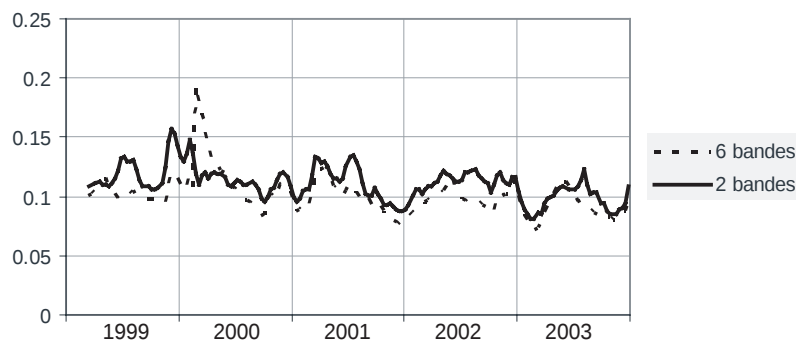


Figure 3-42 - Evolution du RMS entre le fCOVER estimé à l'aide de deux bandes spectrales et de six bandes spectrales par le modèle PROSPECT-SAIL sur les données MODIS par rapport au fCOVER CYCLOPES

La comparaison des données LAI CYCLOPES et des données LAI MODIS estimées à l'aide du modèle PROSPECT-SAIL et des produits MOD15A2, qui sont les synthèses de LAI provenant du traitement par la NASA d'images MODIS, montre que si les deux premières séries de données sont proches (coefficient de corrélation supérieur à 0,8 pour des images dégagées de tout nuage), à l'instar des séries de fCOVER, elles présentent de fortes divergences avec les produits MOD15A2 (coefficient de corrélation avec les données LAI MODIS estimées avec PROSPECT-SAIL : 0,6 contre 0,6 avec les données CYCLOPES pour des images dégagées de tout nuage) (Figure 3-43).

La relation entre le LAI des différentes séries diminue fortement en hiver, en fonction de la qualité des synthèses utilisées. Les coefficients de corrélation entre les séries diminuent pour les dates affectées par des variations aberrantes sur les séries temporelles CYCLOPES et MODIS. Les différences entre les méthodes utilisées pour constituer les synthèses expliquent donc la majeure partie des différences observées sur les différents jeux de données.

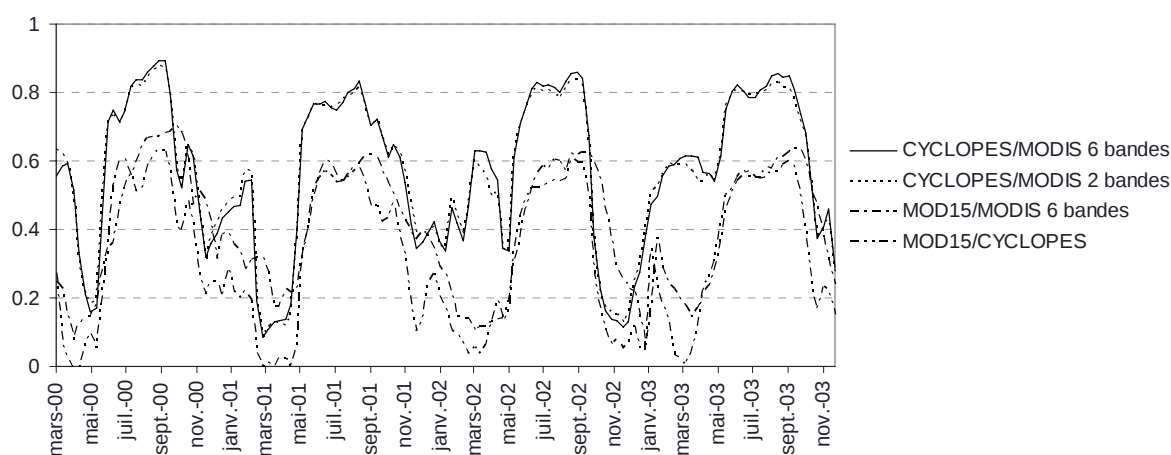


Figure 3-43 – Evolution du coefficient de corrélation entre les différentes séries temporelles de LAI sur la période 2000-2003 (LAI MOD15A2, LAI MODIS estimé avec PROSPECT-SAIL et 2 bandes spectrales, LAI MODIS estimé avec PROSPECT-SAIL et 6 bandes spectrales, LAI CYCLOPES)

Deux versions du produit MOD15A2 ont été utilisées : la version 5 couvrant la période 2000-2004 et 2007-2008 et la version 4 couvrant la période 2005-2006. La série de données issue de la version 5 des produits est plus proche des variables biophysiques estimées à l'aide du modèle PROSPECT-SAIL que la série de données dérivée de la version 4 (Figure 3-44). Toutefois, même sur les données issues de la version 5, les variations du LAI apparaissent incohérentes : par exemple, les augmentations du LAI observées sur la figure 3-44 lors des périodes hivernales ne sont pas en adéquation avec la phénologie d'une forêt dominée par les feuillus, qui n'a pas une forte activité photosynthétique l'hiver.

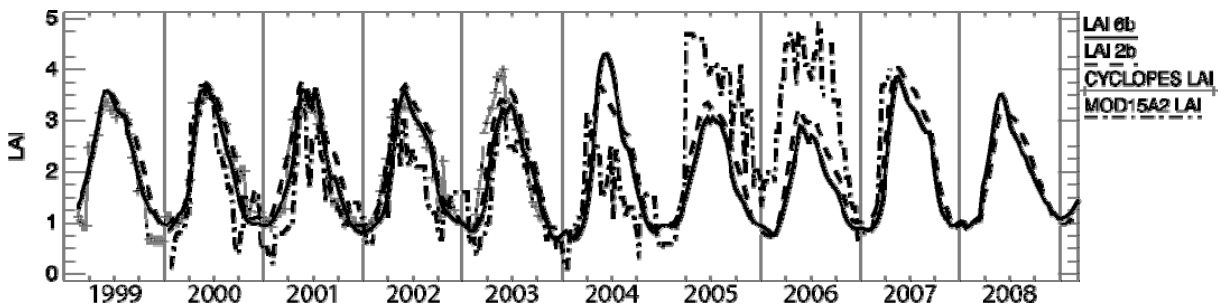


Figure 3-44 - Exemples de profils temporels de LAI CYCLOPES et MODIS extraits sur la forêt de Brocéliande

Les données de LAI issues des images MODIS et estimées à l'aide du modèle PROSPECT-SAIL sont donc corrélées avec les données LAI CYCLOPES, malgré le saut d'échelle, tant que le niveau de corrélation de ces dernières avec le LAI MOD15A2 est beaucoup plus faible, la série de données du LAI MOD15A2 présentant un certain nombre d'incohérences. Ces incohérences sont notamment la conséquence de l'utilisation des produits MOD12, carte des grands biomes à l'échelle globale dérivée des données MODIS, pour estimer le LAI. Ainsi, cette carte montre la présence de savanes en Bretagne, de forêts de feuillus à la place des prairies dans les régions bocagères à l'ouest de la région, ainsi qu'en Normandie (Figure 3-45). Par ailleurs, les cultures céréalières ne sont pas identifiées comme telles. L'utilisation de cette carte entraîne donc clairement des incohérences dans l'estimation du LAI MODIS issu des produits MOD15A2.

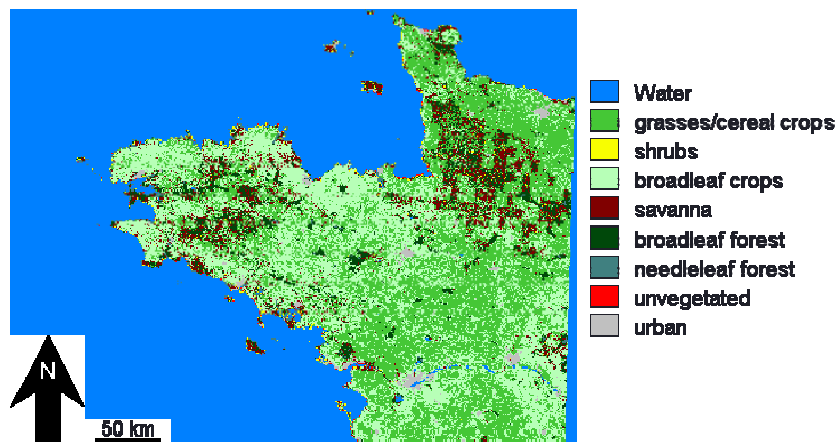


Figure 3-45 - Extrait de la carte des grands biomes issue des données MOD12 pour l'année 2004

Si les données LAI issues des images MODIS et estimées à l'aide du modèle PROSPECT-SAIL sont proches des données CYCLOPES, l'avantage principal des premières est leur résolution de 250m, comparée à la résolution kilométrique des secondes (Figure 3-46). En outre, le LAI calculé avec le modèle PROSPECT-SAIL à partir des données MODIS montrent un contraste local plus important quand il est calculé avec les deux bandes spectrales du rouge et du proche infrarouge qu'avec six bandes spectrales.

Les principales différences observées entre les variables biophysiques CYCLOPES et les variables biophysiques issues des données MODIS utilisées pour cette étude peuvent être expliquées par les méthodes appliquées pour traiter les séries temporelles de réflectance.

D'une part, la méthode de lissage utilisée sur les deux séries d'images est différente : les données CYCLOPES ont été lissées par l'utilisation d'une interpolation bicubique, tandis que les données MODIS utilisées ont été projetées en utilisant une interpolation bilinéaire et lissées par l'utilisation de fonctions robustes. D'autre part, les données CYCLOPES sont corrigées de la réflectance bidirectionnelle, ce qui n'est pas le cas des données MODIS utilisées.

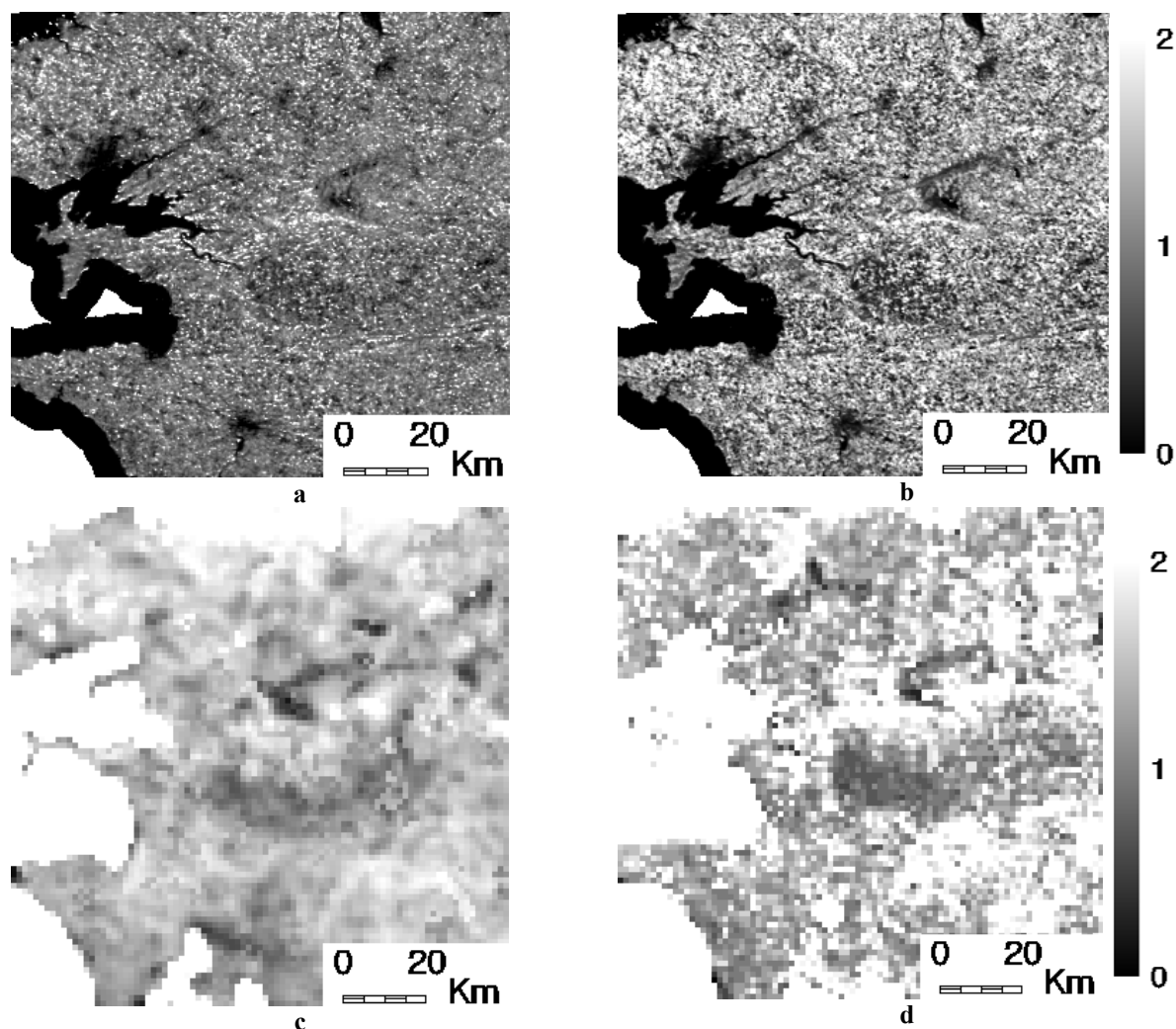


Figure 3-46 - LAI extrait sur le Finistère, janvier 2003. En haut : LAI estimé sur les données MODIS MOD02 prétraitées et reconstruites, a : avec 6 bandes spectrales ; b : avec 2 bandes spectrales. En bas : c : LAI CYCLOPES, d : LAI MODIS MOD15A2

3.1.2.3. Comparaison des séries temporelles de LAI et de fCOVER

Le LAI et le fCOVER sont les deux variables biophysiques destinées à l'observation de la couverture végétale verte, la première étant la surface foliaire par unité de surface, la seconde correspondant aux taux de couverture végétale verte. Les deux séries ont été comparées afin d'une part de déterminer la relation entre ces deux variables, et d'autre part d'évaluer l'impact de l'utilisation de deux ou de six bandes spectrales pour calculer ces

variables sur leur contenu

Le fCOVER et le LAI estimés avec deux bandes spectrales montrent une relation linéaire et relativement constante sur l'ensemble d'une année (Figure 3-47). En utilisant 6 bandes spectrales, la relation entre le fCOVER et le LAI n'est plus linéaire et ce plus particulièrement pour des périodes pendant laquelle l'activité de la végétation verte est encore importante en été.

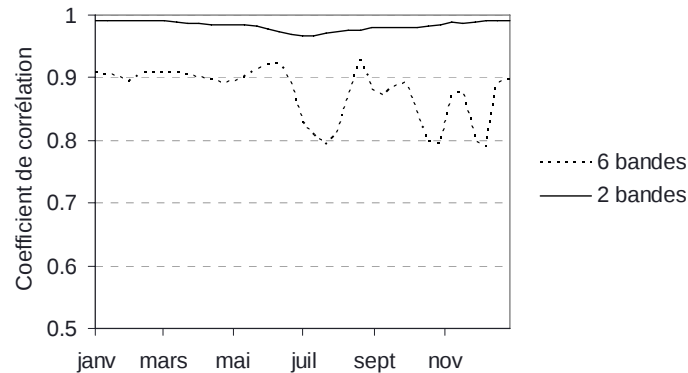


Figure 3-47 – Evolution du coefficient de corrélation entre les séries temporelles de LAI et de fCOVER pour l'année 2003 (2 bandes : variables estimées avec 2 bandes spectrales ; 6 bandes : variables estimées avec 6 bandes spectrales).

En estimant les variables à l'aide de 6 bandes spectrales, on constate un point d'inflexion dans la relation entre le fCOVER et le LAI, à environ 1,5 LAI (Figure 3-48). Le fCOVER augmente plus lentement pour des valeurs supérieures à 1,5 LAI et inversement, le LAI augmente plus rapidement pour des valeurs de fCOVER supérieures à 0,6. Ainsi, la relation entre le fCOVER et le LAI estimé avec 6 bandes spectrales se rapproche d'une relation logarithmique. Cette relation semble mieux correspondre à celle de la base d'apprentissage issue du modèle PROSPECT-SAIL (Figure 3-49). Cette comparaison met en évidence que le réseau de neurones permet une meilleure estimation des valeurs de LAI lorsque 6 bandes spectrales sont utilisées.

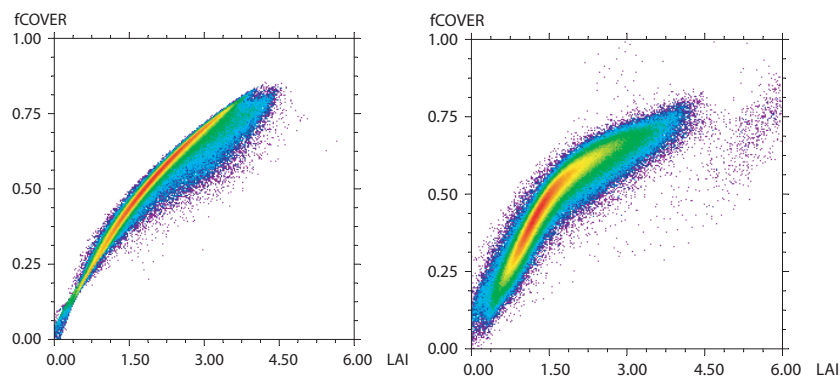


Figure 3-48 - Relation entre le fCOVER et le LAI estimés avec le modèle PROSPECT SAIL le 11 juillet 2001 avec (a) 2 bandes spectrales et (b) six bandes spectrales

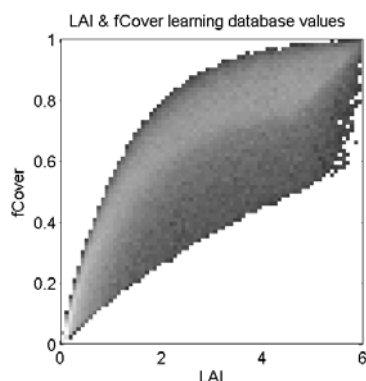


Figure 3-49 - Relation entre le LAI et le fCOVER issus de la base d'apprentissage du modèle PROSPECT-SAIL.

Le nombre de bandes spectrales utilisées a une influence sur le LAI, mais pas sur le fCOVER. En effet, la relation entre le fCOVER estimé avec 6 bandes spectrales et le fCOVER estimé avec deux bandes spectrales n'est pas linéaire (Figure 3-50).

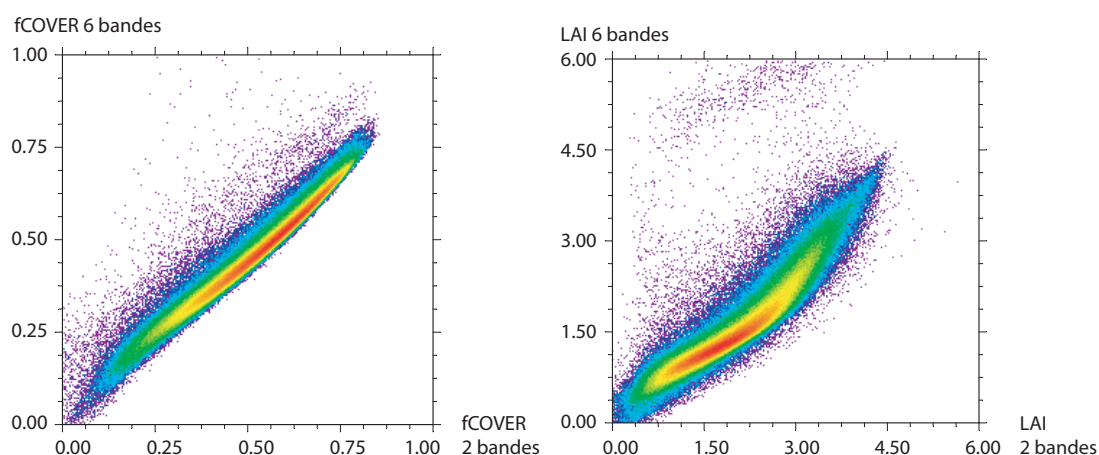


Figure 3-50 : Relation entre respectivement le LAI et le fCOVER estimé à l'aide des données MODIS en utilisant 2 bandes spectrales et 6 bandes spectrales.

L'objectif étant de déterminer l'évolution des taux de couverture végétale, le fCOVER a été utilisé préférentiellement au LAI pour détecter les changements d'occupation et d'utilisation du sol sur la Bretagne. En conséquence, le LAI n'a pas été validé à l'aide de données acquises sur le terrain.

Retenons que les estimations du fCOVER sont cohérentes vis-à-vis du terrain en utilisant 2 bandes spectrales.

Synthèse partielle : La validation des variables biophysiques estimées avec le modèle PROSPECT-SAIL à partir des images MODIS reconstruites

Les séries temporelles de réflectance MODIS reconstruites et prédites ont été comparées d'une part avec les valeurs de fCOVER et de LAI dérivées d'images de télédétection à haute résolution -elles-mêmes validées par des données relevées sur le terrain pour le fCOVER-, et d'autre part avec les produits à basse résolution CYCLOPES et MODIS.

D'une manière générale, les corrélations observées entre les valeurs de fCOVER et de LAI estimées à partir des séries de données MODIS reconstruites et prédites et les valeurs dérivées des autres données montrent que les variables biophysiques estimées à partir des séries temporelles de réflectance MODIS reconstruites et prédites sont cohérentes. La distribution spatiale et l'évolution temporelle des valeurs de fCOVER dérivées des séries temporelles MODIS reconstruites et prédites sont conformes à celles qui sont observées sur les autres jeux de données, que ce soit à l'échelle régionale ou à l'échelle locale. En revanche, si cette conformité se retrouve pour les séries de LAI quand elles sont comparées aux produits CYCLOPES, ce n'est pas le cas lorsque la comparaison est effectuée avec les séries temporelles de LAI des produits MODIS traitées par la NASA. Par ailleurs, les résultats ont montré que les deux bandes spectrales rouge et proche infrarouge suffisent pour estimer des variables telles que le fCOVER et le LAI, et qu'il n'est pas nécessaire d'utiliser les six bandes MODIS disponibles pour cela.

Toutefois, l'analyse comparative des séries de variables biophysiques de fCOVER et de LAI dérivées des données MODIS reconstruites et prédites, des produits CYCLOPES, et des produits MODIS MOD15A2 délivrés par la NASA montre des écarts relativement importants au niveau des valeurs estimées. D'une façon générale, les différences observées entre les différentes variables biophysiques peuvent provenir de prétraitements différents – corrections atmosphériques, correction des effets de la réflectance directionnelle, de même que de la méthode utilisée pour créer des synthèses d'images. Plus précisément, les écarts observés entre les variables estimées avec le modèle PROSPECT-SAIL, que ce soit les données MODIS reconstruites ou des produits CYCLOPES, sont assez faibles et relativement constants. En revanche, de fortes divergences apparaissent entre le LAI dérivé de ces données avec le LAI du produit MODIS MOD15A2. Ces écarts importants s'expliquent par le fait que les produits MOD15A2 sont estimés avec un modèle de transfert radiatif stochastique à partir des données MOD12 qui correspondent à des cartes de biomes comportant des erreurs assez grossières. De plus, les données MOD15A2 sont issues du traitement des données MOD09GQK, qui, comme nous l'avons vu précédemment, comportent des artéfacts dus aux

prétraitements appliqués.

L'avantage indéniable des variables biophysiques issues des séries temporelles MODIS à l'aide du modèle PROSPECT-SAIL par rapport aux produits CYCLOPES calculés avec le même modèle est leur résolution spatiale de 250 m. Avec ces données, l'évolution du fCOVER ou du LAI par exemple peut être mise en relation avec le type de couvert dominant dans des paysages fragmentés, alors que ce n'est pas envisageable avec des données ayant une résolution kilométrique, pour lesquelles l'évolution du fCOVER correspond à l'évolution d'un mélange complexe de différents types de couverts végétaux.

Les variables biophysiques dérivées des séries temporelles MODIS avec le modèle PROSPECT-SAIL ont été utilisées dans la suite de ce travail pour identifier les changements d'occupation et d'utilisation du sol ayant eu lieu sur la Bretagne sur la période 2000-2008, pour calculer des métriques temporelles, une partie de ces dernières étant utilisée pour réaliser les classifications par arbres de décision.

3.1.3. Les classifications de séries temporelles, de l'échelle régionale à l'échelle locale

Une fois les séries temporelles de variables biophysiques à 250m constituées, celles-ci servent à déterminer l'évolution de l'occupation et de l'utilisation des sols sur l'ensemble de la Bretagne à l'aide des métriques temporelles et des classifications basées sur des arbres de décision. Les résultats des métriques temporelles dépendent directement de la précision des variables biophysiques, qui ont été validées partiellement –pour le fCOVER et le LAI- dans le chapitre précédent. Les validations des classifications ont été effectuées à l'aide des jeux de données disponibles, des inventaires et statistiques agricoles à l'échelle régionale et des classifications d'images à haute résolution elles-mêmes validées à partir d'observations effectuées sur le terrain à une échelle plus locale.

La précision des classifications effectuées à partir des séries temporelles MODIS reconstruites est analysée à travers la présentation de la détection des grands types d'occupation des sols à l'échelle régionale, puis des catégories d'utilisation agricole des sols tant à l'échelle régionale qu'à l'échelle locale.

3.1.3.1. Validité de la cartographie des types d'usage des sols à l'échelle régionale

A l'échelle régionale, les classifications obtenues à partir des séries d'images MODIS sont validées à travers leurs confrontations successives avec la couche d'information CORINE LAND COVER et les données de la PAC.

3.1.3.1.1. Les principaux usages des sols confrontés à CORINE LAND COVER

La classification des sols obtenue à partir des images MODIS pour l'année 2000, restructurée selon la nomenclature simplifiée de CORINE LAND COVER définie en partie 2.4.3.1, comparée à la couche d'information CORINE LAND COVER, met en évidence leur similarité à l'échelle régionale (Tableau 3-11)

Tableau 3-11 - Matrice de confusion entre la classification issue des séries temporelles MODIS de l'année 2000 et de la couche CORINE LAND COVER

		CORINE LAND COVER				
MODIS		Eau	Zones artificialisées	Forêts	Landes	Terres agricoles
	Eau	98.38	1.38	0.26	0	0.22
	Zones artificialisées	0.56	44.62	0.62	0	1.34
	Forêts	0.41	2.2	66.37	0	4.64
	Landes	0.16	0.07	0.78	100	0.05
	Terres agricoles	0.48	51.74	31.98	0	93.76

L'analyse comparative détaillée de ces deux couches fait essentiellement apparaître que plus de 90 % des terres agricoles identifiées par CORINE LAND COVER sont bien reconnues sur la classification d'images MODIS. D'après CORINE LAND COVER, 80 % du territoire breton correspond à des terres agricoles contre 83 % d'après la classification d'images MODIS de l'année 2000 (Figure 3-51). La quasi-totalité des surfaces en eau présentes sur la couche CORINE LAND COVER se retrouve aussi sur la classification MODIS. Toutefois, la classification issue du traitement de séries temporelles d'images MODIS minimise les zones artificialisées ainsi que les forêts. Les confusions entre les forêts et les terres agricoles ainsi qu'entre les zones artificialisées et les terres agricoles s'expliquent en grande partie par la résolution spatiale du capteur MODIS qui a tendance à lisser le paysage. Si les grandes zones urbaines sont distinguées, les zones urbanisées dispersées ne sont pas discriminées et sont le plus souvent associées à la classe des terres agricoles. Il en est de même des surfaces boisées éparses qui ont une large tendance à être omises sur les classifications obtenues à partir des images MODIS. Les zones humides, distinguées sur la couche CORINE LAND COVER, ne sont pas classifiées à l'aide des séries temporelles d'images MODIS. Cette classe correspond pour l'essentiel, sur la classification de séries temporelles MODIS, à la classe « Eau ».

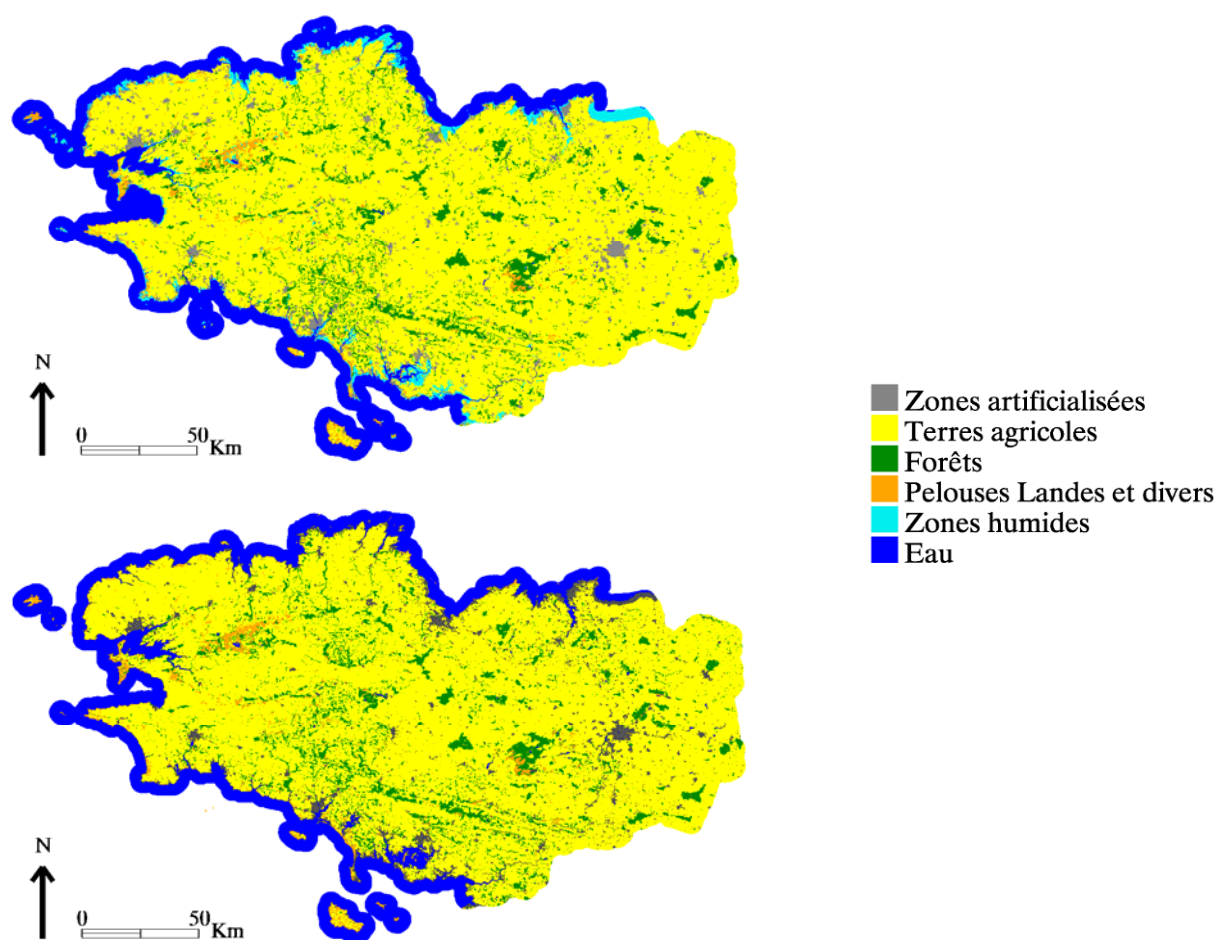


Figure 3-51 - Occupation et utilisation du sol de l'année 2000 d'après CORINE LAND COVER (en haut) et d'après la classification des séries temporelles MODIS de l'année 2000 (en bas)

On en conclue donc que malgré une minimisation des zones artificialisées et des surfaces boisées, la classification effectuée avec les images MODIS permet d'identifier assez précisément les grands types d'occupation et d'usage des sols, en particulier les terres agricoles, à l'échelle régionale.

3.1.3.1.2. La SAU confrontée aux déclarations de la PAC

La comparaison des classifications obtenues avec les images MODIS avec les données de la Politique Agricole Commune, montre que les surfaces de terres agricoles estimées à partir des images MODIS sont bien proportionnelles à la SAU évaluée à partir des données de la Politique Agricole Commune, la relation étant linéaire entre les deux types de données (Figure 3-52). Le coefficient de détermination atteint 0,92 entre la SAU issu des données PAC et les terres agricoles distinguées sur les séries temporelles MODIS pour les années 2000 à 2005 pour lesquelles la comparaison a été effectuée (Tableau 3-12).

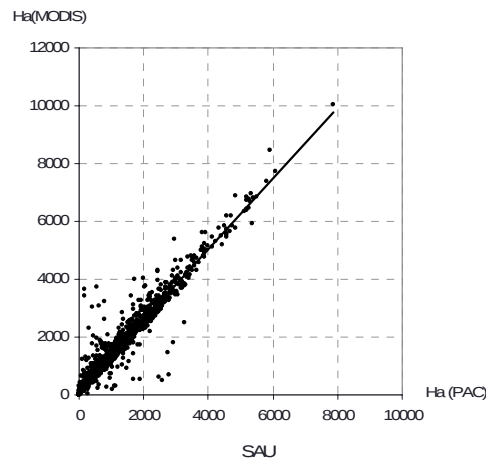


Figure 3-52 – Relation entre la SAU estimée avec les données PAC et les terres agricoles estimées avec les séries temporelles d'images MODIS pour l'année 2001

Tableau 3-12 - Coefficient de détermination et erreur quadratique moyenne (RMS) entre la SAU estimée avec les séries temporelles d'images MODIS et la SAU déclarée dans le cadre de la Politique Agricole Commune pour la période 2000-2005

	2000	2001	2002	2003	2004	2005
r^2	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92
RMSE	658	633	605	602	589	591

En revanche, l'erreur quadratique moyenne (RMS) entre les deux types de données est relativement importante et montre que même si les surfaces détectées sont proportionnelles aux surfaces déclarées, le nombre d'hectares estimé par les deux sources de données est bien différent. Les terres agricoles estimées à partir des séries temporelles d'images MODIS représentent 80 % du territoire régional, contre 60 % selon les données PAC. On constate notamment que la différence d'estimation entre les deux sources de données est répartie relativement équitablement sur le territoire régional, puisqu'elle dépend largement de la

surface communale : plus une commune a une surface importante, plus l'écart est important (Figure 3-53 et Figure 3-56).

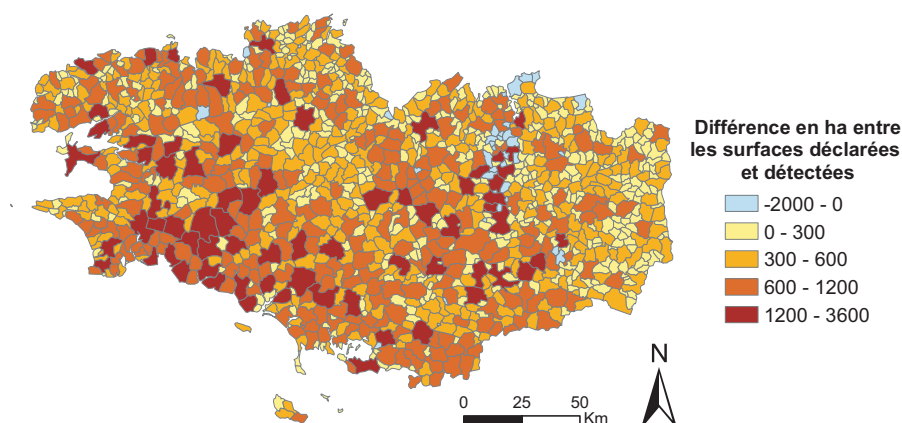


Figure 3-53 - Différence entre la SAU estimée à l'aide des données MODIS et la SAU déclarée dans le cadre de la PAC

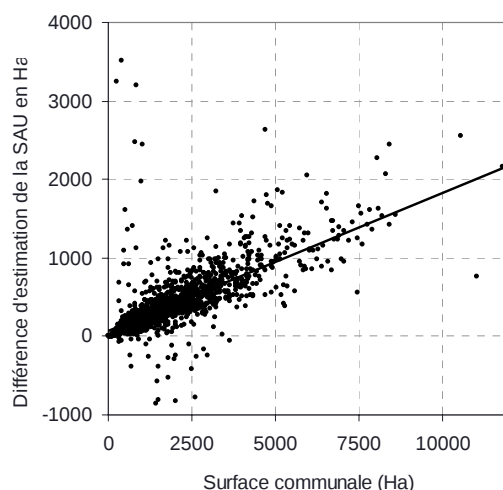


Figure 3-54 - Relation entre la surface communale et les différences d'estimation de la SAU obtenues en comparant les classifications des images MODIS et les données PAC

L'écart d'évaluation de la SAU entre les deux types de données pourrait s'expliquer par une sous-estimation des terres agricoles par les données PAC, puisqu'une partie des terres agricoles françaises ne fait pas l'objet de déclaration dans le cadre de la PAC. Or, la SAU estimée en Bretagne par les données PAC pour l'année 2000 est en accord avec la SAU évaluée dans le cadre du Recensement Général Agricole (RGA) de la même année : d'après les déclarations de la Politique Agricole Commune, 1700582 ha sont utilisés pour l'agriculture en 2000 contre 1700364 ha d'après le recensement agricole. La différence entre ces deux sources de données, de 218 ha, est négligeable. L'hypothèse que les données PAC pourraient sous-estimer légèrement la SAU, puisque seules les surfaces appartenant aux agriculteurs déclarant leurs cultures sont prises en considération est écartée, peu d'agriculteurs n'effectuant pas de déclarations PAC en Bretagne. On peut donc conclure que les classifications d'images MODIS, à l'instar de la couche CORINE LAND COVER, surestiment les surfaces agricoles.

L'écart constaté entre les statistiques agricoles d'une part, et les classifications d'images MODIS et la couche CORINE LAND COVER d'autre part, provient de la différence de précision des deux types de données : les petites surfaces ne sont pas prises en compte à l'échelle des données MODIS et CORINE LAND COVER. Par exemple, un pixel MODIS, dont la taille est de 6,25 ha, ou un polygone considéré comme l'unité de base élémentaire de CORINE LAND COVER dont la taille est de 25 ha, sont rarement constitués d'un seul type d'occupation des sols, dans un paysage fragmenté comme celui de la Bretagne. CORINE LAND COVER et les classifications issues du traitement de séries temporelles MODIS omettent les réseaux de haies, les routes et chemins, les habitations éparses ainsi que les jardins, ce qui contribue à surestimer les surfaces agricoles.

Les classifications obtenues à partir des séries temporelles MODIS montrent qu'il est possible d'estimer grossièrement la SAU. Toutefois, il est intéressant de valider les changements détectés sur l'ensemble des classifications, de l'année 2000 à l'année 2008. Pour cela, les changements détectés à l'aide des classifications sont mis en évidence et confrontés aux déclarations de la Politique Agricole Commune. Sur l'ensemble de la période, on observe à partir des classifications une diminution de la SAU au profit des zones artificialisées et des zones boisées. L'augmentation des surfaces urbanisées et des surfaces boisées s'effectue au dépend des terres agricoles qui couvrent 84 % du territoire en 2000 et 79% du territoire en 2008. Toutefois, comparée aux déclarations de la Politique Agricole Commune, l'évolution des terres agricoles est fortement exagérée (Figure 3-55). L'erreur RMS calculée entre les données PAC et les classifications MODIS pour les surfaces agricoles, diminue sur l'ensemble de la période (Tableau 3-12). On observe donc un réajustement d'année en année qui contribue à faire diminuer les surfaces agricoles détectées à partir des séries temporelles MODIS au profit des zones artificialisées et des forêts.

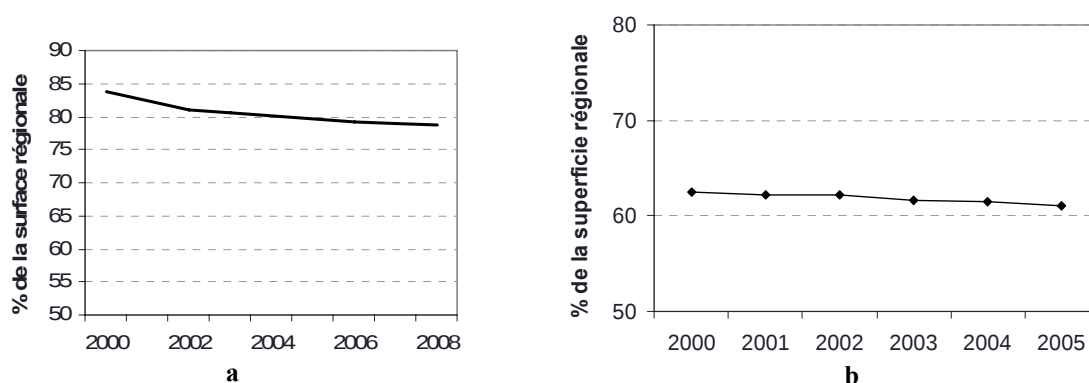


Figure 3-55 – Evolution de la part des surfaces agricoles par rapport à la surface régionale (a) d'après les données MODIS sur la période 2000-2008 et (b) d'après les données PAC sur la période 2000-2005

3.1.3.2. L'identification des types d'occupation agricole des sols

Au sein même des terres agricoles, les résultats des classifications MODIS sont confrontés à l'échelle régionale aux données PAC, tandis qu'une validation plus précise a été effectuée à l'échelle locale à partir d'images de télédétection à très haute résolution spatiale.

3.1.3.2.1. A l'échelle régionale

A l'échelle régionale, la confrontation des classifications MODIS avec les données PAC sur la période 2000-2005 met en évidence des résultats contrastés en fonction du type d'utilisation agricole des sols.

Les prairies sont les surfaces qui ont été classées avec le plus d'exactitude, le coefficient de détermination s'élevant en moyenne à 0,85 (Tableau 3-13). Les surfaces de prairies et fourrages, dominées par des ray-grass et autres graminées, identifiées par télédétection moyenne résolution sont proportionnelles aux surfaces de prairies et fourrages dérivées des déclarations de la PAC (Figure 3-56). Toutefois, ces surfaces sont surestimées avec les données MODIS, faisant apparaître une erreur quadrique moyenne variant entre 540 et 630 (Tableau 3-14). Deux facteurs peuvent expliquer ces erreurs d'estimation :

- La surestimation des surfaces agricoles : à l'instar de l'estimation de la SAU, l'erreur RMS observée est proportionnelle à la surface communale et dépend donc de la surestimation des surfaces agricoles. Un pixel dominé par des prairies est identifié comme étant une prairie sur l'ensemble de sa surface, en omettant les autres types d'occupation du sol présents minoritairement. En outre, des surfaces herbacées ne faisant pas l'objet d'une utilisation agricole des sols peuvent également être intégrées dans cette classe.
- La minimisation des usages agricoles des sols minoritaires : la fonction d'étalement de point du capteur contribue à minimiser les petites surfaces et mettre en évidence les surfaces dominantes. En l'occurrence, les prairies et fourrages dominant largement le paysage breton. L'erreur est d'autant plus importante que l'on se trouve dans des régions dominées par des fourrages et des prairies et dans des paysages fortement fragmentés, comme à l'est du Blavet par exemple (Figure 3-57).

Les surfaces de maïs sont, quant à elles, un peu moins bien classées que les prairies et fourrages, le coefficient de détermination calculé entre les surfaces de maïs distinguées par télédétection et sur les déclarations de la PAC variant entre 0,71 et 0,79 en fonction des années (Tableau 3-13). La relation entre les surfaces détectées et déclarées est linéaire, comme pour les surfaces herbacées (Figure 3-56). L'erreur RMS calculée pour le maïs, même si elle est inférieure à celle des surfaces herbacées reste assez élevée, avoisinant en moyenne 200 ha par commune (Tableau 3-14). L'analyse des erreurs d'estimation montre que les effets

de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS sont la principale raison des sous-estimations et des surestimations. En effet, pour des paysages dominés par des cultures de maïs, on observe de larges surestimations. En revanche, les surfaces de maïs sont sous-estimées pour des paysages dans lesquels les surfaces de maïs cultivées sont relativement peu étendues (Figure 3-57).

Le classement des céréales hors maïs fait apparaître davantage de confusions avec les autres classes, le coefficient de détermination variant entre 0,62 et 0,69 (Tableau 3-13). L'erreur RMS est équivalente à celle de la classe du maïs (Tableau 3-14). A l'instar des surfaces de prairies et de maïs, les surfaces cultivées en céréales sont surestimées. La différence observée entre les surfaces de céréales identifiées par télédétection et les surfaces de céréales déclarées dans le cadre de la Politique Agricole Commune (Figure 3-56 et Figure 3-57) peut s'expliquer d'une part par les facteurs déjà mis en évidence pour les surfaces de maïs, et d'autre part par le fait que les profils temporels spectraux de certains légumes de plein champ et des céréales sont très proches, voire confondus.

Enfin, les résultats de la classification des autres types de cultures, assimilés aux légumes sur les données de télédétection et les données PAC, sont peu satisfaisants. Les surfaces qu'ils occupent sont largement sous-estimées dans la moitié sud de la Bretagne (Figure 3-57). Toutefois, les choux-fleurs, principalement cultivés dans le Trégor, le Léon et le Clos Poulet sont bien détectés, ainsi que les autres légumes dans le cas où trois successions culturales ont lieu dans l'année sur la même parcelle.

Tableau 3-13 - Coefficient de détermination entre les surfaces des principales cultures distinguées par télédétection et les données de la Politique Agricole Commune

r²	Prairies et Fourrages	Céréales hors maïs	Maïs	Autres utilisations
2000	0.85	0.62	0.74	0.09
2001	0.81	0.67	0.71	0.08
2002	0.86	0.69	0.79	0.05
2003	0.85	0.69	0.72	0.16
2004	0.86	0.69	0.72	0.13
2005	0.85	0.64	0.72	0.19

Tableau 3-14 - RMS entre les surfaces des principales cultures distinguées par télédétection et les données de la Politique Agricole Commune

RMSE	Prairies et Fourrages	Céréales hors maïs	Maïs
2000	580	298	260
2001	631	246	257
2002	588	252	205
2003	572	261	222
2004	550	223	245
2005	539	280	244

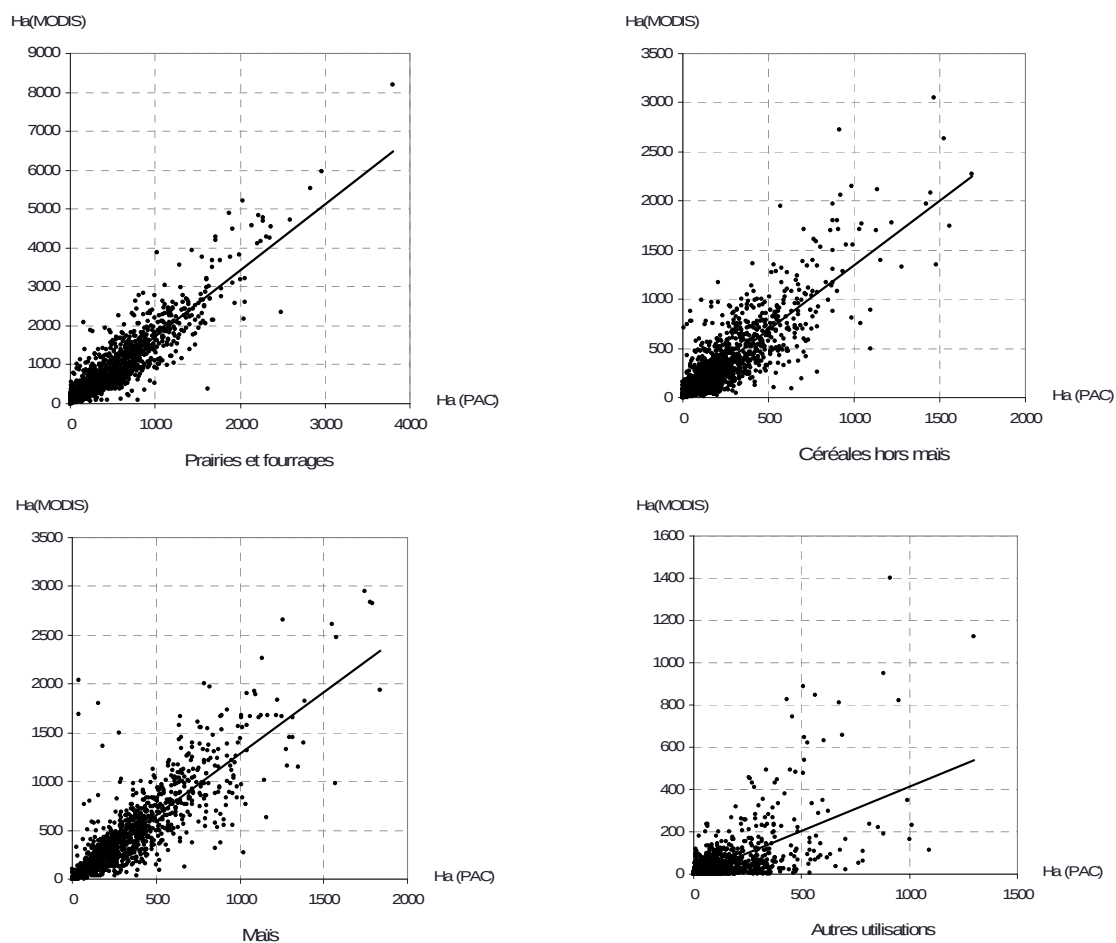


Figure 3-56 – Relation entre les surfaces des principales surfaces distinguées sur les données PAC et les données MODIS sur la période 2000-2005

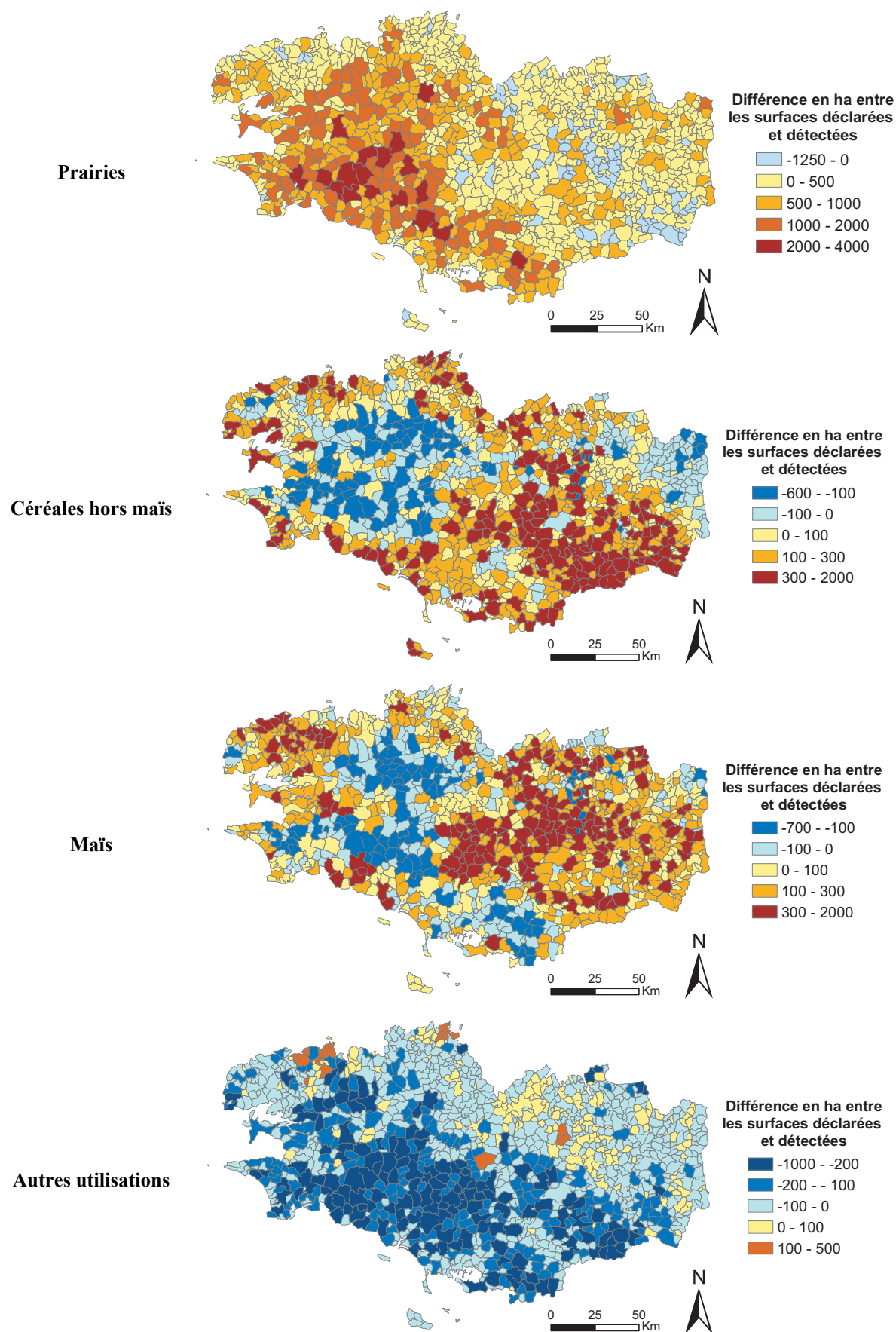


Figure 3-57 – Cartographie des différences entre les principales surfaces estimées par télédétection et celles déclarées dans le cadre de la Politique Agricole Commune

Toutefois, on peut remarquer que si les surfaces sont surestimées, les proportions de chacune des cultures sont conservées.

L'analyse détaillée des changements de la répartition des cultures à l'échelle régionale montre que les variations d'une année à l'autre peuvent être exagérées ou minorées par rapport à la réalité. Ce phénomène peut s'expliquer par la fragmentation du paysage et la fonction d'étalement de point du capteur MODIS : dans le contexte du paysage fragmenté de la Bretagne, les pixels représentatifs d'un seul type d'occupation et d'utilisation du sol sont relativement rares et les classifications, dont la précision dépend de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS et de la fragmentation du paysage, minimisent les variations de cultures qui sont minoritaires. Mais ce phénomène s'explique aussi par le type de classification utilisé, une méthode de classification dite « dure » par opposition aux classifications dites « floues », un pixel basculant d'une classe à l'autre en fonction de la classe majoritairement représentée dans le pixel.

A titre d'exemple, l'analyse des variations des surfaces cultivées en maïs entre 2000 et 2001 permet d'expliquer la surévaluation ou la sous-évaluation des surfaces à partir des séries temporelles MODIS liées à l'influence de l'utilisation de méthodes de classifications dures en conjonction avec la fragmentation du paysage et les effets de la fonction de transfert du capteur MODIS (Figure 3-59).

A l'échelle régionale, l'augmentation des surfaces cultivées en maïs en 2001 identifiée sur les classifications est confirmée par les données PAC. A l'échelle communale, les résultats sont plus contrastés : Si pour certaines communes les augmentations des surfaces cultivées en maïs sont correctement évaluées, pour d'autres communes de fortes différences apparaissent entre les estimations par télédétection et les déclarations de la PAC. Il apparaît plus plausible de remettre en cause la précision des classifications issues des séries temporelles d'images MODIS plutôt que les déclarations de la PAC en Bretagne, la grande majorité des agriculteurs effectuant des déclarations. Il apparaît alors indispensable de considérer le niveau de concentration et de dispersion des cultures sur l'espace régional. De manière générale, les très faibles variations enregistrées sur les données PAC qui sont dues à la dispersion des types d'occupation du sol cultivés sont mal détectées à partir des séries d'images MODIS, voire pas du tout dans les secteurs où le paysage est fortement fragmenté. A l'inverse, les augmentations supérieures à 20 % sur les données PAC sont bien identifiées par télédétection. Pour les secteurs où les variations sont supérieures à 30 % sur les données PAC, on peut remarquer que les cultures de maïs augmentent de façon dispersée sur le territoire, contribuant ainsi à maximiser les variations sur les données MODIS. Un nombre important de pixels bascule d'une autre classe vers la classe de maïs, celui-ci devenant alors dominant au sein d'un pixel. Dans d'autres secteurs, aucune augmentation n'est identifiée par les images MODIS alors qu'une forte augmentation est observée à partir des déclarations de la PAC.

Cette situation s'explique par le fait que dans ces cas là, les parcelles de maïs sont concentrées sur un même secteur et qu'en conséquence, aucun basculement de classes n'est observé, puisque la culture de maïs était déjà dominante au sein du pixel. Seule la concentration des parcelles en maïs varie et en conséquence le pixel reste associé à la classe de maïs d'une année sur l'autre.

L'impact de la dispersion et de concentration des cultures dans le paysage sur les classifications MODIS comparativement aux données statistiques de la PAC peut être illustré par la figure 3-58.

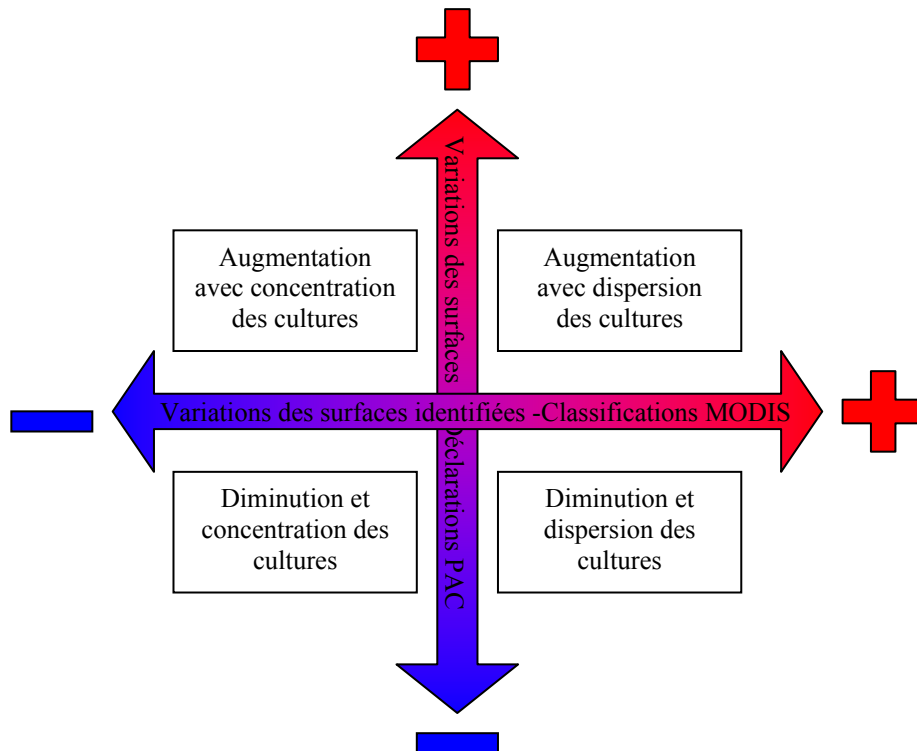


Figure 3-58 – Identification des variations et des phénomènes de concentration/dispersion des cultures à l'aide des déclarations PAC et des classifications d'images

La validation des changements détectés est donc complexe et nécessite la prise en compte de ces phénomènes de dispersion et de concentration des cultures. L'utilisation de méthodes de classifications floues permettrait éventuellement d'améliorer ces résultats en mettant en évidence les variations des proportions de chacun des types de couverture au sein d'un pixel.

La principale perspective de ce travail consisterait en l'utilisation de méthodes de démélangeage afin d'identifier les proportions de chacun des types de cultures et donc travailler avec des méthodes de classifications floues plutôt que dures. Ceci permettrait notamment de s'affranchir en partie des phénomènes de concentration et dispersion des cultures distingués à l'aide de méthode de classifications dites dures. Toutefois, il est

important de considérer que le mélange n'est pas linéaire et que des méthodes avancées de démélangeage seraient nécessaires.

L'exemple développé précédemment montre bien la limite du type de classification utilisé : si la classe dominante par pixel est mise en évidence sur les classifications MODIS, la proportion des différentes classes le composant n'est pas connue. De même, l'augmentation d'un type d'occupation et d'utilisation du sol au sein d'un îlot déjà identifié comme appartenant à cette même classe ne peut pas être identifié. Ceci conduit à ne pas pouvoir estimer précisément les variations des types de surfaces d'une année sur l'autre lorsque les cultures sont concentrées spatialement. En conséquence, il serait souhaitable d'envisager de développer des méthodes de classification de séries temporelles basées sur la technique du flou.

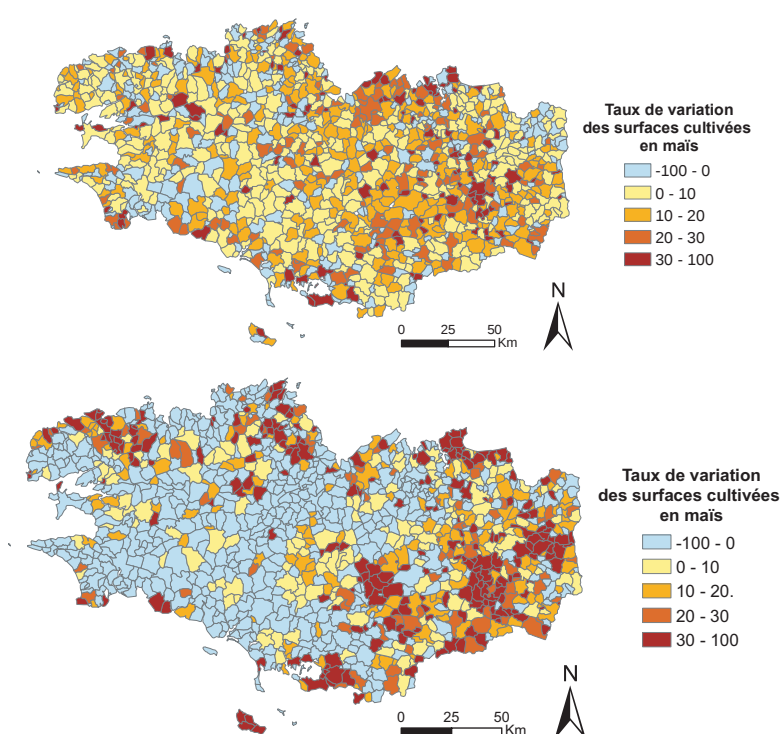


Figure 3-59 – Variation des surfaces cultivées en maïs entre l'année 2000 et 2001 à l'échelle communale, à partir des déclarations de la PAC (haut) et des classifications d'images MODIS (bas)

3.1.3.2.2. A l'échelle locale

A l'échelle locale, la comparaison entre les classifications dérivées des images MODIS et des classifications effectuées à partir des images à haute résolution spatiale (SPOT pour janvier 2001 et Landsat pour mai 2001), montre que les classifications MODIS permettent de conserver la distribution spatiale des différentes cultures d'une manière cohérente, en identifiant la classe majoritairement représentée au sein du pixel moyenne résolution, et ceci malgré les effets de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS et les effets de la fragmentation du paysage (Figure 3-60). Ainsi, les séries MODIS permettent

d'observer des îlots parcellaires des différents types d'occupation des sols, et en particulier les secteurs présentant des fortes concentrations d'un des types de culture identifiés dans la nomenclature définie en partie 2.3.3.2.

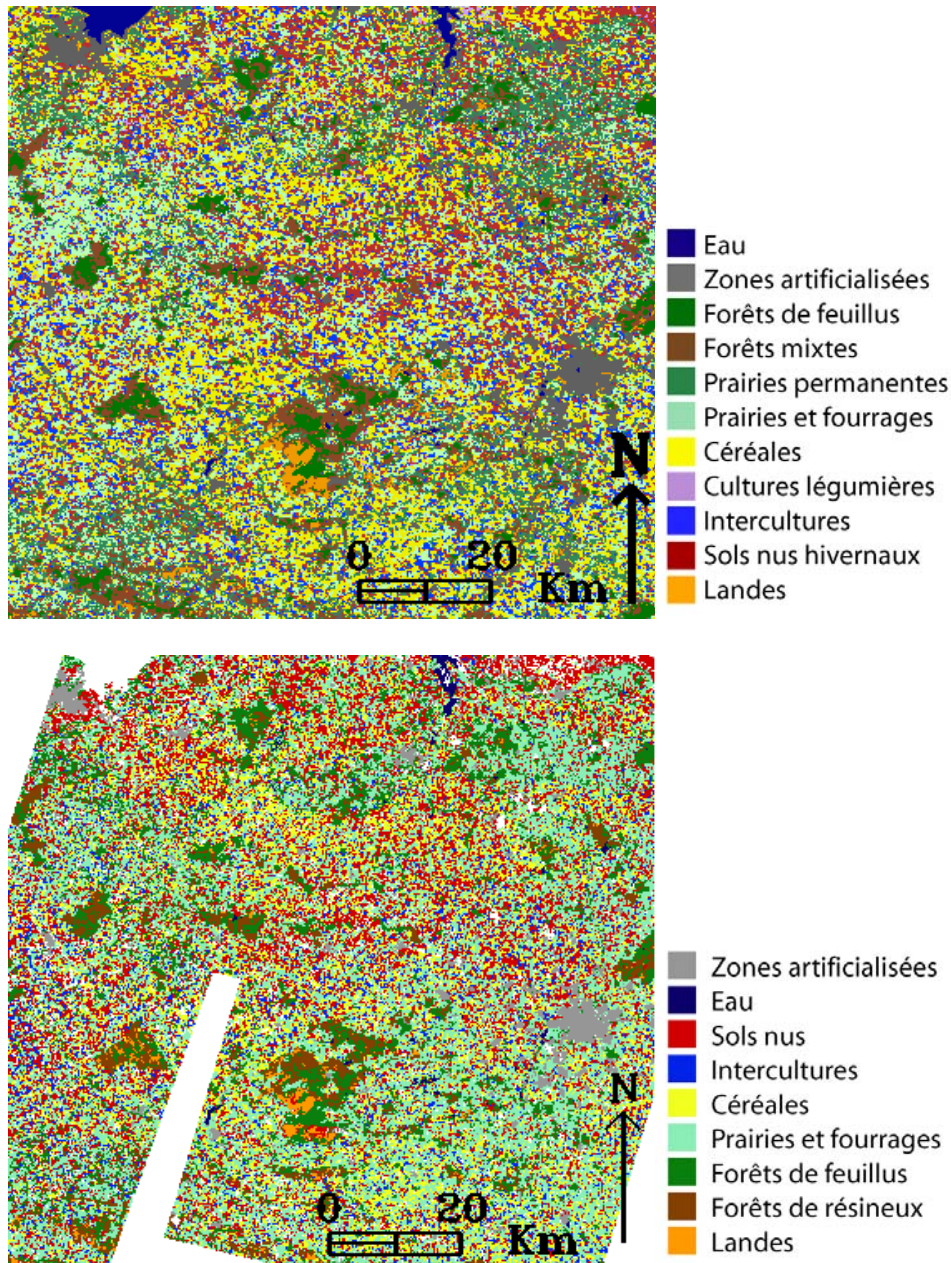


Figure 3-60 - Classification de l'occupation des sols d'après les séries temporelles MODIS (en haut) et une mosaïque d'images haute résolution SPOT de janvier 2001 et LANDSAT de mai 2001 (en bas) pour l'hiver 2000/2001

Plus précisément, la confrontation entre la classification de l'occupation hivernale des sols pour l'hiver 2000/2001 issue d'images à haute résolution spatiale SPOT et Landsat, montre un coefficient de kappa très faible (0,44), lorsque la comparaison est effectuée pour l'ensemble de l'image, le niveau de précision pour chaque catégorie d'occupation des sols varie entre 40% et 79% (Tableau 3-15). Les principales confusions concernent les forêts de feuillus et de résineux, ainsi que les prairies et fourrages qui intègrent par erreur 34 % des

forêts de feuillus. Ces confusions sont notamment dues au fait que l'identification des feuillus à partir des images à haute résolution spatiale dépend fortement de la présence d'un couvert sous la canopée, qui par son activité chlorophyllienne durant l'hiver conduit à classer les feuillus en résineux. Après l'agrégation des classes de forêts de feuillus et de résineux, ainsi que des landes, le coefficient de kappa augmente légèrement, pour atteindre 0,48. Environ 60% des pixels sont bien classés (Tableau 3-16). La classe de landes est, quant à elle, mal identifiée sur la classification haute résolution. Sur les classifications d'images MODIS, celles-ci sont en partie identifiées à partir de la couche CORINE LAND COVER, utilisée pour définir les échantillons de cette classe. Les intercultures sont aussi mal identifiées sur la classification MODIS : elles sont réparties entre les classes de prairies, de céréales et de sols nus.

Tableau 3-15 - Matrice de confusion (en pourcentage) entre la classification issue des images à haute résolution spatiale et la classification issue des séries temporelles MODIS pour l'hiver 2000/2001

		Classification haute résolution								
		Eau	Urbain	Feuillus	Résineux	Landes	Prairies	Céréales	Sols nus	Intercultures
Séries temporelles MODIS	Eau	60.22	0.64	0.03	0.18	0.11	0	0	0	0
	Urbain	27.78	79.67	2.06	2.31	1.26	2.12	2.98	4.24	1.08
	Feuillus	0.18	0.17	26.65	14.03	12.83	0.28	0.09	0.16	0.05
	Résineux	5.91	0.64	20.43	58.94	43.41	1.69	0.27	0.39	0.16
	Landes	3.76	0.73	2.32	5.08	37.57	0.43	0.14	0.48	0.15
	Prairies	0.36	3.23	34.62	14.36	2.75	62.86	13.74	12.24	22.34
	Céréales	0.9	5.71	8.01	2.06	0.46	17.57	66.8	15.01	14.23
	Sols nus	0.9	7.12	4.47	2.31	1.37	7.77	8.61	51.38	21.91
	Intercultures	0	2.09	1.42	0.72	0.23	7.26	7.37	16.1	40.08

Tableau 3-16 - Matrice de confusion (en pourcentage) entre la classification issue des images à haute résolution spatiale et la classification issue des séries temporelles MODIS pour l'hiver 2000/2001 après agrégation des classes « Forêts » et « Landes » en une seule classe « Forêts »

		Classification haute résolution						
Séries temporelles MODIS		Eau	Urbain	Forêts	Prairies	Céréales	Sols nus	Intercultures
	Eau	60.22	0.64	0.07	0	0	0	0
	Urbain	27.78	79.67	2.09	2.12	2.98	4.24	1.08
	Forêts	9.86	1.54	59	2.4	0.5	1.03	0.36
	Prairies	0.36	3.23	27.81	62.86	13.74	12.24	22.34
	Céréales	0.9	5.71	6.08	17.57	66.8	15.01	14.23
	Sols nus	0.9	7.12	3.76	7.77	8.61	51.38	21.91
	Intercultures	0	2.09	1.18	7.26	7.37	16.1	40.08

Des profils de fCOVER extraits sur des pixels identifiés comme des intercultures sur la classification de séries temporelles MODIS montrent clairement que le biais provient essentiellement de la méthode employée pour les classer à l'aide d'images haute résolution (Figure 3-61). L'utilisation de deux images prises à deux dates clés dans l'année n'est pas suffisante au regard de la diversité des types d'intercultures, leur développement étant

également lié à la variabilité climatique. Elles sont donc alternativement identifiées sur la classification haute résolution comme des prairies, des céréales ou des sols nus. En conséquence, les classifications d'images à haute résolution spatiale, quand elles sont produites à partir de deux images seulement, ne peuvent servir de donnée de référence pour identifier les intercultures, et a fortiori pour valider les données à moyenne résolution spatiale. Certaines intercultures sont également mal identifiées sur la classification de séries temporelles d'images MODIS du fait de l'interpolation utilisée lors du lissage des séries temporelles de réflectance, qui conduit à ne pas mettre en évidence l'ensemble des variations de la couverture végétale (Figure 3-62).

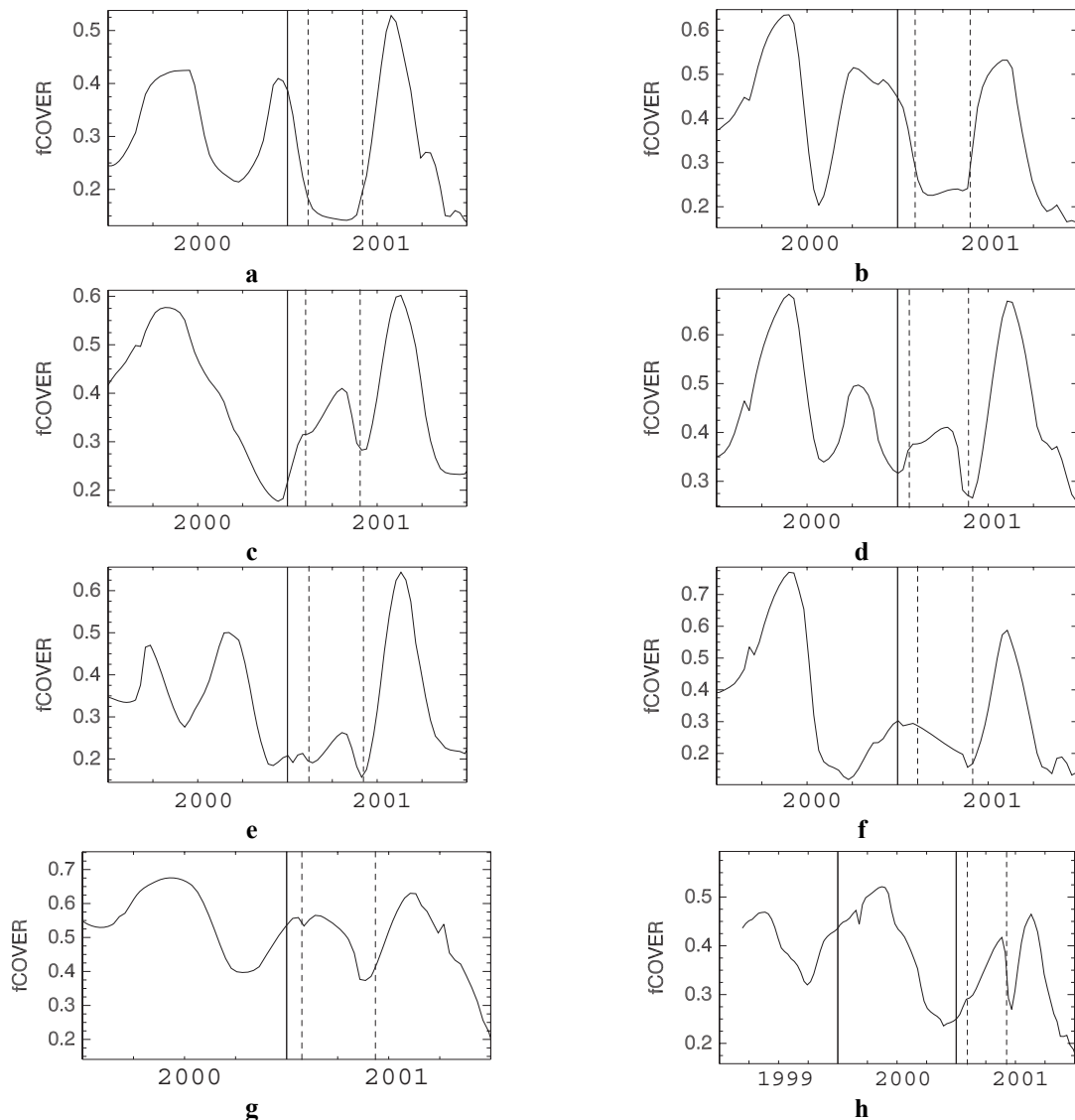


Figure 3-61 - Profils mettant en évidence les intercultures non-détectées à l'aide d'images à haute résolution spatiale (les dates d'acquisition d'images à haute résolution apparaissent en tireté)
a et b : Intercultures couvrant les sols avant mi-janvier ; **c :** Interculture couvrant les sols entre deux acquisitions d'images à haute résolution spatiale ; **d :** Interculture de type phacélie affectée par le gel durant l'hiver ; **e :** Repousses spontanées de végétation en fin d'hiver ; **f :** Intercultures peu couvrantes ; **g :** Prairie identifiée comme interculture sur les images haute résolution ; **h :** Retournement de prairies avant culture de maïs

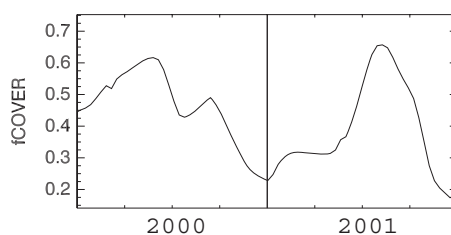


Figure 3-62 – Effet de l'interpolation sur les séries temporelles MODIS conduisant à une mauvaise détection des intercultures

En considérant l'ensemble des pixels de l'image haute résolution, il est difficile de détecter un type d'occupation et d'utilisation du sol à partir des séries temporelles MODIS avec une précision supérieure à 70 %. En considérant l'ensemble des classes, le coefficient de Kappa est très faible, ne dépassant pas 0,5. Visuellement les résultats semblent pourtant cohérents (Figure 3-60). Des matrices de confusions calculées en ne retenant que les pixels MODIS pour lesquels un type d'occupation et d'utilisation du sol domine à plus de 75 % montre des résultats nettement meilleurs, puisque le coefficient de kappa atteint 0,77 et que 82 % des pixels sont alors correctement identifiés. Les confusions observées auparavant, notamment pour la classe « Forêts », ont diminué (Tableau 3-17).

Tableau 3-17 - Matrice de confusion (en pourcentage) entre la classification issue des images à haute résolution spatiale et la classification issue des séries temporelles MODIS pour l'hiver 2000/2001, pour des pixels dominés par un type d'occupation et d'utilisation du sol à plus de 75 %

		Classification haute résolution								
Séries temporelles MODIS		Eau	Urbain	Feuillus	Résineux	Landes	Prairies	Céréales	Sols nus	Intercultures
	Eau	98.04	0.97	0	0.16	0	0	0	0	0
	Urbain	1.47	97.22	0.1	1.65	0.44	0.35	1.57	3.17	0.29
	Feuillus	0	0.07	73.83	10.71	7.05	0.15	0	0.07	0
	Résineux	0.49	0	15	78.8	33.04	0.44	0	0	0
	Landes	0	0.28	1.58	2.24	57.71	0.22	0.07	0.89	0.14
	Prairies	0	0.35	7.63	4.16	0	89.69	7.11	6.39	16.09
	Céréales	0	0.21	1.29	0.69	0	5.83	85.38	4.92	5.36
	Sols nus	0	0.9	0.35	1.49	1.76	0.87	0.46	71.08	9.42
	Intercultures	0	0	0.23	0.11	0	2.45	5.41	13.48	68.7

En regroupant les classes de landes, les forêts de feuillus et de résineux, le coefficient de kappa atteint 0,82 et 86 % des pixels sont alors correctement identifiés (Tableau 3-18).

Tableau 3-18 - Matrice de confusion (en pourcentage) entre la classification issue des images à haute résolution spatiale et la classification issue des séries temporelles MODIS pour l'hiver 2000/2001, pour des pixels dominés par un type d'occupation et d'utilisation du sol à plus de 75 %, et après agrégation des classes de forêts et de landes

		Classification haute résolution						
		Eau	Urbain	Forêts	Prairies	Céréales	Sols nus	Intercultures
Séries temporelles MODIS	Eau	98.04	0.97	0.06	0	0	0	0
	Urbain	1.47	97.22	0.67	0.35	1.57	3.17	0.29
	Forêts	0.49	0.35	91.21	0.81	0.07	0.96	0.14
	Prairies	0	0.35	6.04	89.69	7.11	6.39	16.09
	Céréales	0	0.21	1.02	5.83	85.38	4.92	5.36
	Sols nus	0	0.9	0.83	0.87	0.46	71.08	9.42
	Intercultures	0	0	0.17	2.45	5.41	13.48	68.7

Synthèse partielle : La validation des classifications effectuées à partir des images MODIS reconstruites

Les classifications des séries temporelles MODIS ont été effectuées à l'aide des jeux de données disponibles, des inventaires et statistiques agricoles à l'échelle régionale et des classifications d'images à haute résolution elles-mêmes validées à partir d'observations effectuées sur le terrain à une échelle plus locale.

L'évaluation des classifications à l'échelle régionale montre que les grands types d'occupation et d'usage des sols, en particulier les terres agricoles sont identifiés assez précisément, et ce, malgré une minimisation des zones artificialisées et des surfaces boisées qui sont très minoritaires en Bretagne. Ils mettent également en évidence que les classifications d'images MODIS, à l'instar de la couche CORINE LAND COVER, surestiment les surfaces agricoles, les petites surfaces, telles les réseaux de haies ou les surfaces artificialisées dispersées n'étant pas prises en compte à l'échelle des données MODIS et CORINE LAND COVER.

En ce qui concerne la caractérisation des surfaces agricoles, on peut remarquer de manière générale que, si les surfaces en prairies et fourrages sont largement surestimées, en raison de la nature des données MODIS, les proportions de chacune des cultures sont conservées. L'analyse détaillée des changements de la répartition des cultures à l'échelle régionale montre que les variations d'une année à l'autre peuvent être exagérées ou minorées par rapport à la réalité. Ce phénomène peut s'expliquer par la fragmentation du paysage, la fonction d'étalement de point du capteur MODIS mais aussi par le type de classification utilisé. Ainsi, selon les cas, les cultures de maïs et de céréales sont sur ou sous-estimées : pour des paysages dominés respectivement par des cultures de maïs et de céréales, on observe de larges surestimations. En revanche, les surfaces de maïs et de céréales sont sous-estimées pour des paysages dans lesquels ces surfaces sont relativement peu étendues. Toutefois, on peut remarquer que si les surfaces sont sur ou sous-estimées selon les cas, les proportions de chacune des cultures sont conservées.

L'évaluation des classifications à l'échelle locale met en évidence que les classifications de séries temporelles MODIS permettent de conserver la distribution spatiale des différentes cultures d'une manière cohérente, en identifiant la classe majoritairement représentée au sein du pixel moyenne résolution (86% des pixels dont la classe majoritaire est représentée à plus de 75% sont bien classés), et ceci malgré les effets de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS et les effets de la fragmentation du paysage. Ainsi,

les séries MODIS permettent d'observer des îlots parcellaires des différents types d'occupation des sols, et en particulier les secteurs présentant des fortes concentrations des principaux types d'occupation agricole des sols en Bretagne. En outre, la résolution temporelle des images à haute résolution spatiale, très faible, ne permet pas d'identifier correctement les intercultures. Ces mêmes intercultures peuvent être identifiées plus aisément à l'aide des classifications à moyenne résolution, avec les limites liées à la résolution spatiale des capteurs à moyenne résolution.

Synthèse : Les séries temporelles d'images MODIS : de la réflectance aux variables biophysiques

L'ensemble des traitements appliqués aux images journalières MODIS a permis de constituer des séries temporelles reconstruites et prédites plus cohérentes que les produits MODIS délivrés par la NASA et plus précises spatialement que les produits CYCLOPES. Ainsi, le fait d'utiliser des séries de données journalières plutôt que des synthèses d'images déjà traitées permet d'améliorer la détection des changements d'occupation et d'utilisation des sols. L'utilisation de variables biophysiques facilite, quant à elle, la détection des changements, à travers l'élaboration de métriques temporelles et la contribution aux classifications des séries d'images.

Les principaux résultats obtenus à chacune des phases de prétraitement et de traitement des données, montrent qu'à l'échelle régionale, les séries temporelles de réflectance, de variables biophysiques et les classifications sont bien corrélées aux évolutions majeures des principales catégories d'occupation et d'utilisation des sols. Les séries temporelles MODIS permettent d'identifier clairement et avec une bonne précision, supérieure à 86 % des îlots parcellaires constitués d'un type d'occupation et d'utilisation du sol dominant à 75% ou plus. Comparées à des classifications effectuées avec des images à haute résolution spatiale, les classifications dérivées de séries temporelles d'images à moyenne résolution spatiale permettent de mieux identifier certains types d'occupation et d'utilisation du sol comme les intercultures. Toutefois, la limite principale des données de télédétection à moyenne résolution reste la résolution spatiale qui, trop faible, ne permet pas d'identifier précisément les changements en paysage fortement fragmenté, en minimisant ou en maximisant les variations interannuelles des cultures. Les écarts observés entre les données statistiques et les données relevées sur le terrain proviennent de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS, du type de classification utilisé, et sont accentués par la fragmentation du paysage.

Ces observations sur la validité des séries temporelles MODIS seront prises en considérations pour analyser les résultats thématiques obtenus sur les changements d'occupation et d'utilisation des sols.

Chapitre 3.2. La dynamique spatio-temporelle de l'occupation et de l'utilisation des sols agricoles en Bretagne

Ce chapitre est consacré à l'analyse, à l'échelle régionale, des principaux changements d'occupation et d'utilisation du sol observés à partir des séries temporelles d'images MODIS sur la période 2000-2008. La première partie du chapitre présente l'évolution des surfaces cultivées en abordant successivement leur dynamique interannuelle et les variations intra-annuelles des principales cultures. Une deuxième partie est consacrée exclusivement à l'évolution de la couverture hivernale des sols agricoles, en analysant aussi leur dynamique inter et intra-annuelle.

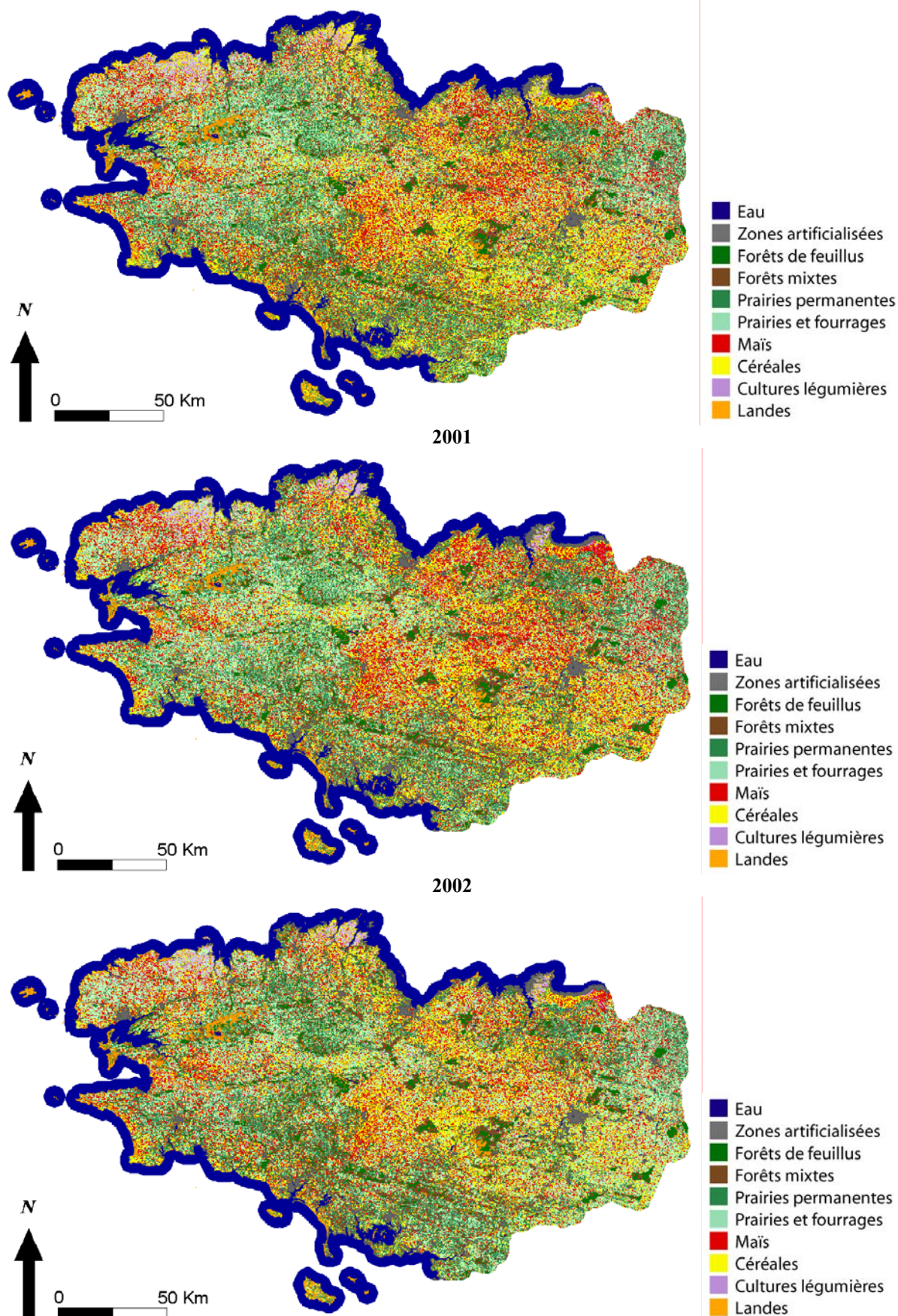
3.2.1. L'évolution des surfaces cultivées

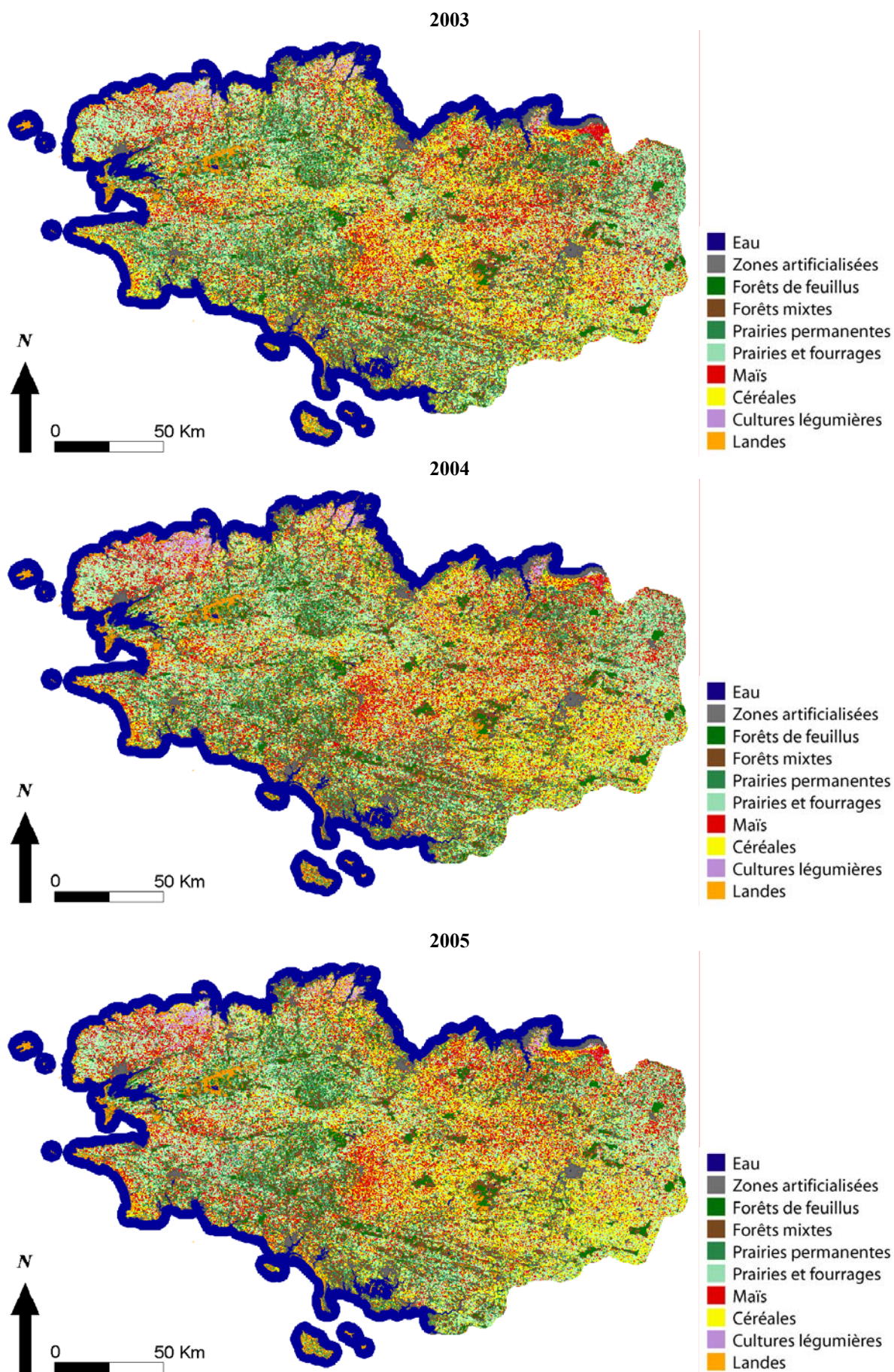
Cette partie aborde dans un premier temps les principales dynamiques interannuelles des terres cultivées, en particulier l'évolution du rapport céréales/prairies, en essayant d'une part de distinguer les tendances « lourdes » des variations exceptionnelles et d'autre part d'en identifier l'origine. Les dynamiques intra-annuelles des principales cultures sont ensuite analysées, afin d'identifier les facteurs qui expliquent ces dynamiques.

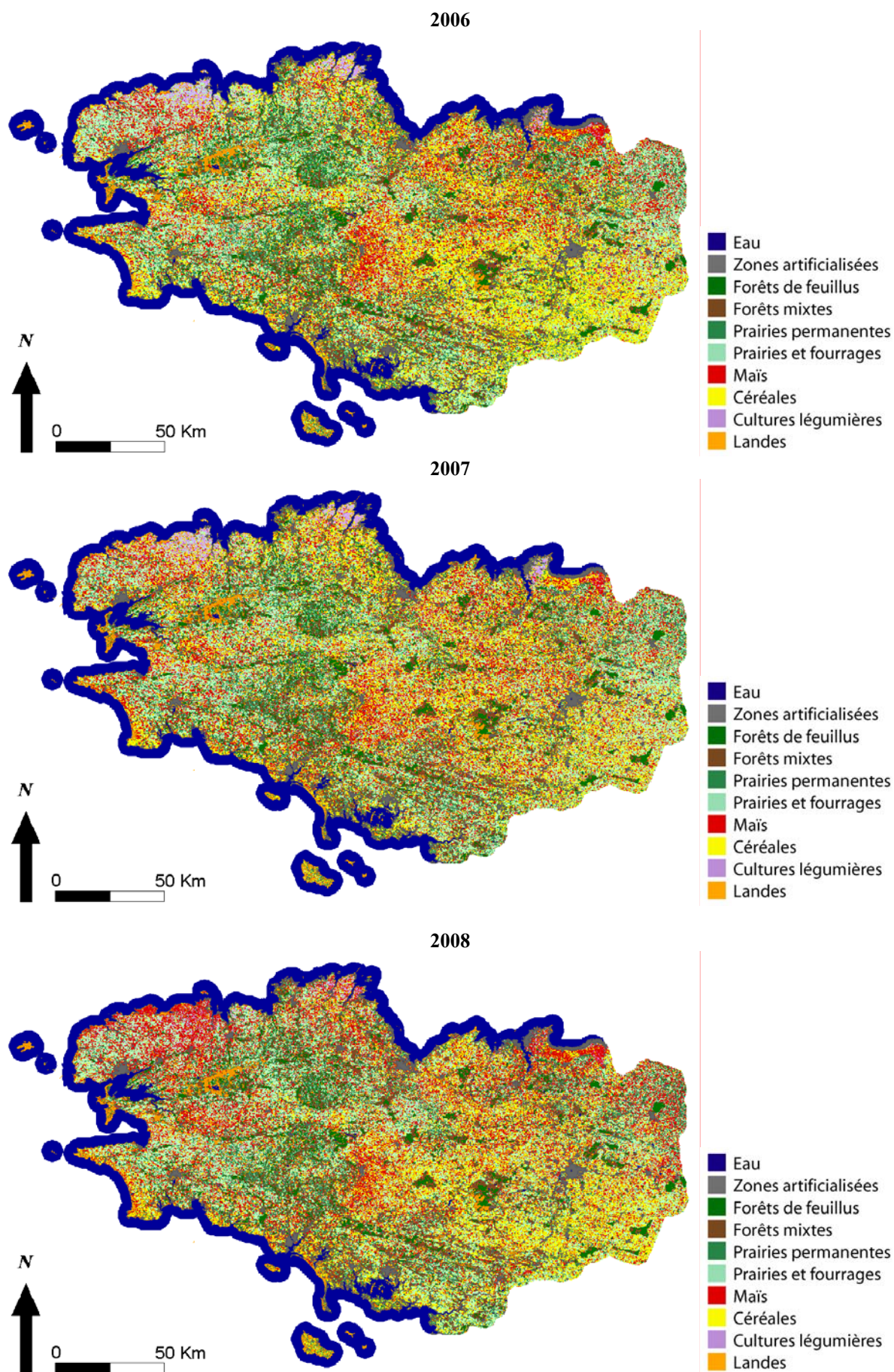
3.2.1.1. L'évolution interannuelle des terres cultivées

Sur l'ensemble de la période analysée, de 2000 à 2008, l'analyse globale des changements détectés à l'échelle régionale montre que la répartition des principales classes d'occupation des sols a peu évolué spatialement (Figure 3-63). Les principales zones céréalières restent centrées sur l'axe Rennes-Lannion, le Bassin de Châteaulin et en Bretagne Centrale, à l'est de Pontivy. Les surfaces de maïs sont dominantes en Bretagne Centrale à l'est de Pontivy, entre Brest et la région légumière du Léon et le Bassin de Châteaulin. Les secteurs où les prairies et les cultures fourragères dominant sont situés au nord-est de l'Ille et Vilaine, zone destinée pour l'essentiel à l'élevage de vaches laitières, et sur l'ensemble des reliefs de la Bretagne, le Massif de Quintin, les Landes de Lanvaux, ainsi que la partie est du Morbihan. Si l'on considère l'ensemble des terres cultivées, aucun changement majeur ne s'est produit sur les huit dernières années. Une analyse plus fine met cependant en évidence d'une part que les surfaces occupées par terres cultivées ont diminué, et d'autre part que des changements ont marqué les terres cultivées, le plus important étant une baisse des prairies au profit des cultures.

Figure 3-63 - Cartographie de l'occupation et de l'utilisation du sol en Bretagne sur la période 2000-2008
d'après les séries temporelles MODIS
2000







3.2.1.1.1. La diminution des terres cultivées

A l'échelle régionale, les surfaces agricoles régressent sur l'ensemble de la période, passant de 84 % à 79 % de la surface totale entre 2000 et 2008, cette diminution des surfaces agricoles ayant été confirmée par les données de la politique agricole commune (Voir partie 3.1.3.1.2).

La baisse de la SAU s'effectue essentiellement au profit des surfaces artificialisées et des surfaces boisées. A l'échelle régionale, les surfaces artificialisées augmentent de 3% sur l'ensemble de la période, passant de 4,8 % à plus de 6 % (Figure 3-64). Les départements d'Ille et Vilaine et du Morbihan sont ceux qui subissent la plus forte urbanisation (Figure 3-65). Les surfaces boisées croissent également sur l'ensemble du territoire régional mais plus lentement en Ille et Vilaine (Figure 3-66). Ces observations sont concordantes avec celles que l'IFEN a effectuées sur la période 2000-2004 à l'échelle de la France (http://www.ifen.fr/uploads/media/fiche__sols.pdf).

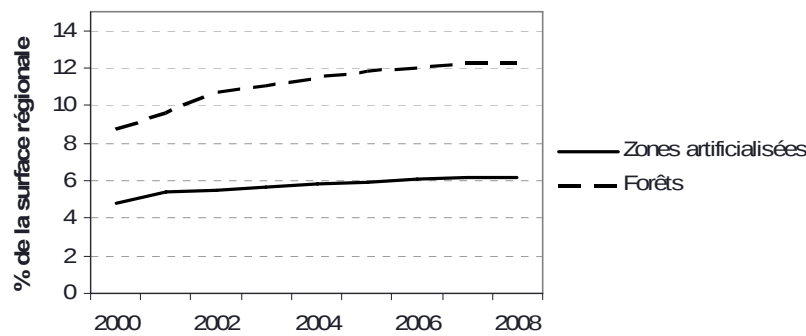


Figure 3-64 - Evolution des surfaces artificialisées et des forêts en Bretagne sur la période 2000-2008 observée à partir des données MODIS

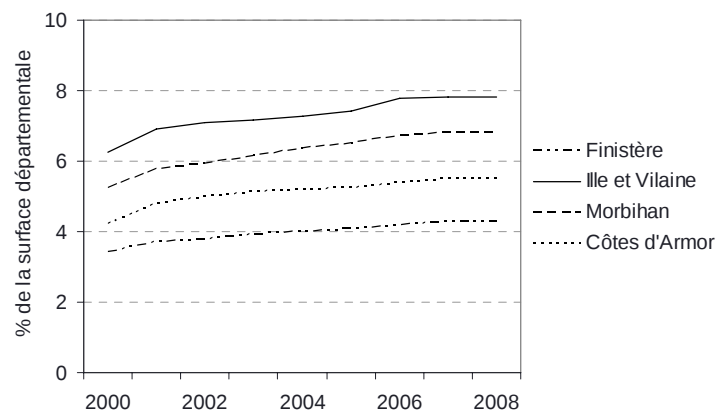


Figure 3-65 - Evolution des surfaces artificialisées par département sur la période 2000-2008 observée à partir des données MODIS

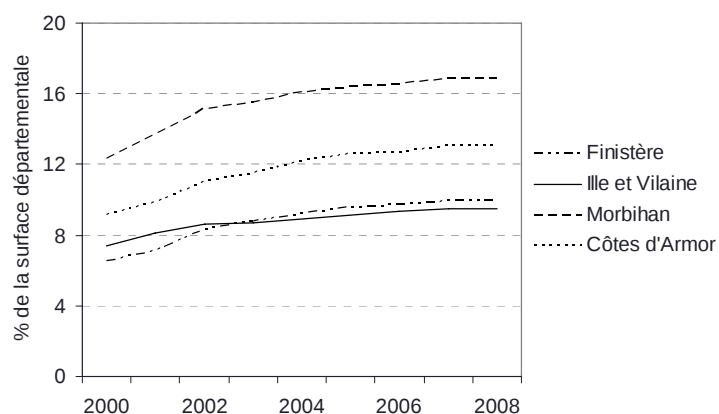


Figure 3-66 - Evolution des forêts par département sur la période 2000-2008 observée à partir des données MODIS

A l'échelle locale, l'extension urbaine se distingue particulièrement bien, comme le montre l'exemple choisi sur la région de Rennes (Figure 3-67).

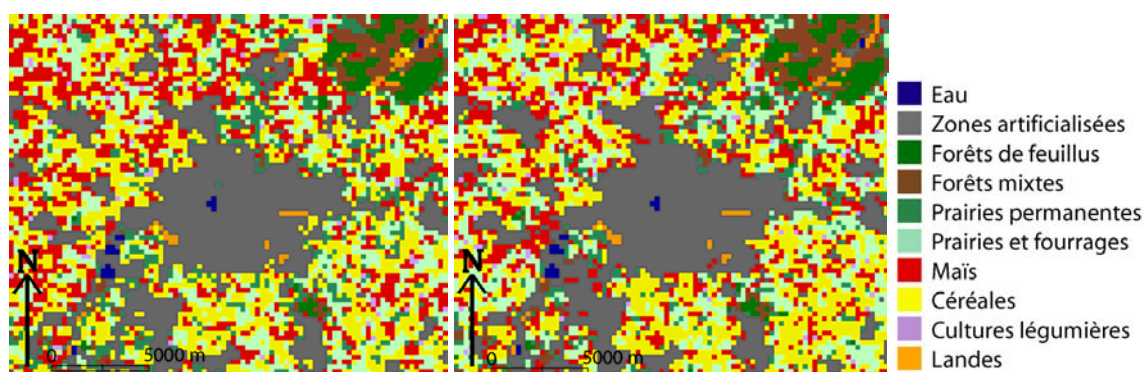


Figure 3-67 - Evolution de l'occupation et de l'utilisation sur le Bassin de Rennes entre 2000 et 2008 observée à partir des données MODIS

L'enfrichement des terres a, quant à lui, lieu pour l'essentiel dans des zones agricoles non intensives comme le Massif de Quintin (Figure 3-68).

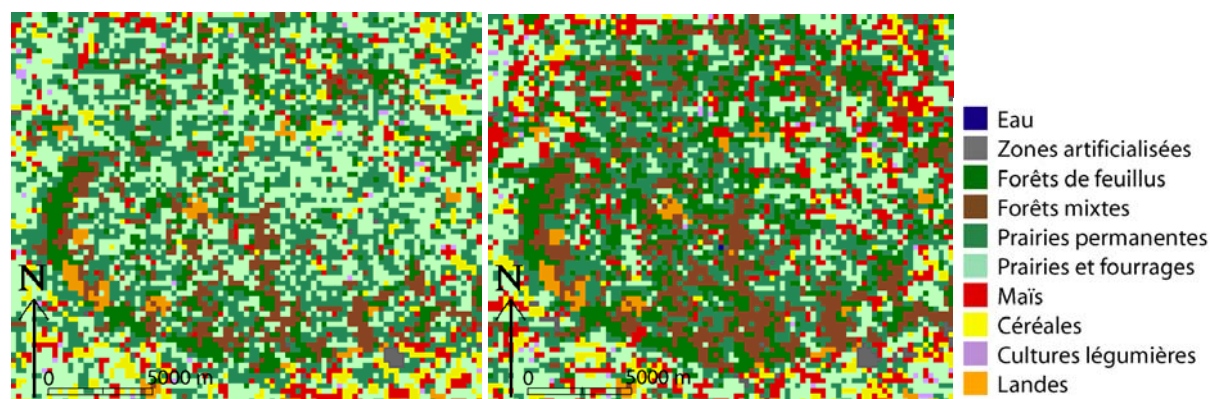


Figure 3-68 - Evolution de l'occupation et de l'utilisation du sol sur le Massif du Quintin entre 2000 et 2008 observée à partir des données MODIS

3.2.1.1.2. L'évolution des types de cultures

Si la distribution spatiale des grands types de cultures apparaît globalement statique sur l'ensemble de la période 2000-2008, les principaux changements qui apparaissent lors de l'analyse détaillée des classifications MODIS sont (Figure 3-69) :

- la diminution des surfaces en prairies et en cultures fourragères sur l'ensemble de la période,
- la forte augmentation des surfaces cultivées en maïs en 2001,
- la forte augmentation des surfaces cultivées en céréales en 2006 et en 2008.

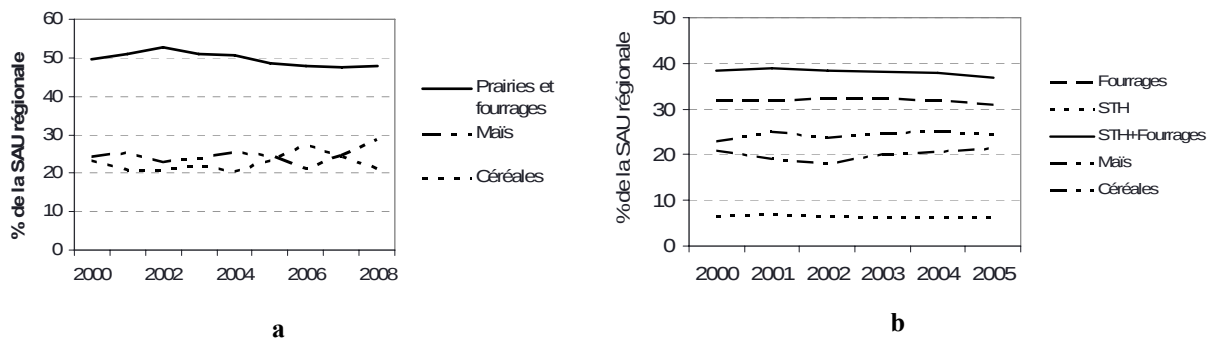


Figure 3-69 – Evolution des principales cultures sur l'ensemble de la Bretagne (a) d'après les classifications d'images MODIS pour la période 2000-2008 et (b) d'après les déclarations de la PAC sur la période 2000-2005

La diminution des surfaces de prairies et fourrages observée à partir des données MODIS, qui passent de 49,6 % à 47,5 % de la SAU entre 2000 et 2008, est validée par les statistiques de la PAC. Elle s'effectue au profit des céréales, maïs compris. Ainsi, le ratio surfaces herbacées/céréales (ou plus précisément prairies et cultures fourragères / céréales y compris le maïs), calculé à l'échelle régionale à partir des données MODIS suit l'évolution de ce même ratio calculé à partir des données PAC (Figure 3-70). Toutefois, il faut tenir compte du fait que les prairies et cultures fourragères identifiées à partir des données de télédétection sont surestimées, ce qui conduit à une surestimation de ce même ratio. Après une légère augmentation des prairies et des fourrages sur la période 2000-2002, on assiste à une forte diminution de la proportion de prairies et de fourrages de 2002 à 2006, cette évolution ayant tendance à se stabiliser sur la fin de la période d'étude. Cette stabilisation pourrait se prolonger en tenant compte des éléments suivants : le Droit au Paiement Unique (DPU) instauré dans le cadre des dernières réformes de la PAC pourrait inciter certains agriculteurs à favoriser les surfaces herbacées. A l'inverse, la hausse du prix de vente des céréales observée depuis 2007 pourrait les encourager à maintenir leurs surfaces en céréales, voire à les augmenter.

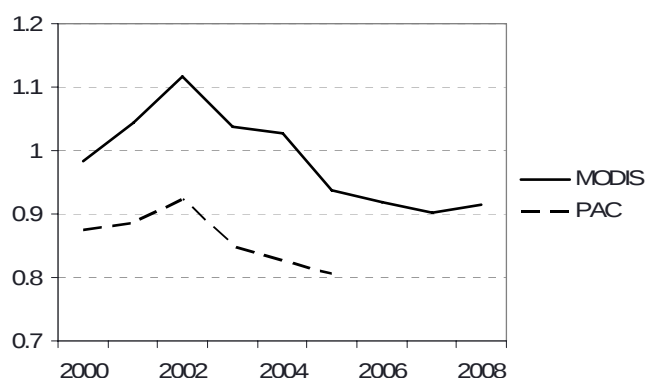


Figure 3-70 – Evolution du ratio (prairies+fourrage)/(céréales+maïs) d'après les données PAC et les séries temporelles MODIS

Même si elle s'observe sur l'ensemble de la Bretagne, la baisse des surfaces des cultures fourragères et des prairies dérivée des données de télédétection au profit des céréales (maïs compris) est concentrée pour l'essentiel dans les secteurs où les prairies et les cultures fourragères dominaient auparavant (Figure 3-71 b). En revanche, d'après les déclarations de la PAC et pour la période 2000-2005, cette diminution affecte l'ensemble de la Bretagne (Figure 3-71 a). Ces différences s'expliquent par le fait que les variations de chacun des types de cultures mises en évidence à partir des images MODIS dépendent de la concentration ou de la dispersion des cultures dans le paysage agricole. Les secteurs pour lesquels de fortes augmentations de prairies sont constatées sur les classifications MODIS alors qu'elles sont moindres sur les données PAC correspondent à des secteurs dans lesquels les prairies sont de plus en plus dispersées sur le territoire. La dispersion des prairies s'accompagne d'une concentration des cultures céréalières dans ces mêmes secteurs. Ce phénomène est illustré par la figure 3-72. Le calcul de la différence entre le taux de variation des surfaces herbacées identifiées à partir des déclarations de la PAC et celui dérivé des classifications MODIS sur la période 2000-2005, met en évidence les secteurs présentant des phénomènes de dispersion (valeurs positives) et de concentration (valeurs négatives) des cultures. Cette figure montre bien que dans l'ensemble, les prairies et cultures fourragères sont de plus en plus dispersées dans les secteurs céréaliers. Dans les secteurs précédemment dominés par des surfaces herbacées, les surfaces céréalières apparaissent de manière éparse, comme dans le pays de Fougères et dans une zone allant du massif du Quintin jusqu'à la pointe sud du Finistère. On assiste donc, sur la période d'étude, à une intensification des systèmes de production.

La diminution des surfaces herbacées au profit des surfaces céréalières met donc en évidence un changement lié en grande partie à des facteurs politico-économiques. Avant 2006, la PAC a favorisé l'intensification de l'agriculture qui s'est traduite par l'augmentation des cultures de céréales et de maïs. Les surfaces herbacées étant peu rentables, les agriculteurs se sont orientés de plus en plus vers la culture de maïs et de blé. Après 2006, le DPU instauré par l'agenda 2000 de la PAC semble stabiliser la régression des surfaces herbacées.

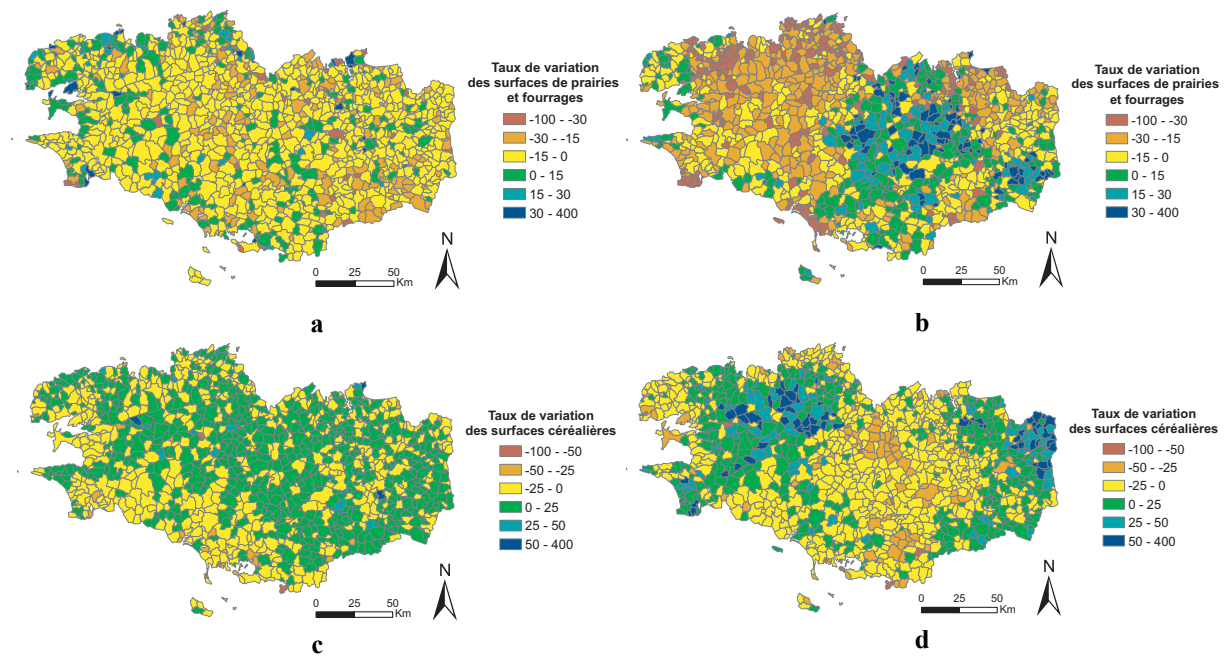


Figure 3-71 – Taux de variation des principales cultures d’après les données PAC et les données de télédétection. a : variation des surfaces de prairies et de fourrages d’après les données PAC sur la période 2000-2005 ; **b** : variation des surfaces de prairies et de fourrages d’après les données de télédétection sur la période 2000-2008 ; **c** : variation des surfaces de céréales, maïs compris, d’après les données PAC sur la période 2000-2005 ; **d** : variation des surfaces de céréales, maïs compris, d’après les données de télédétection sur la période 2000-2008

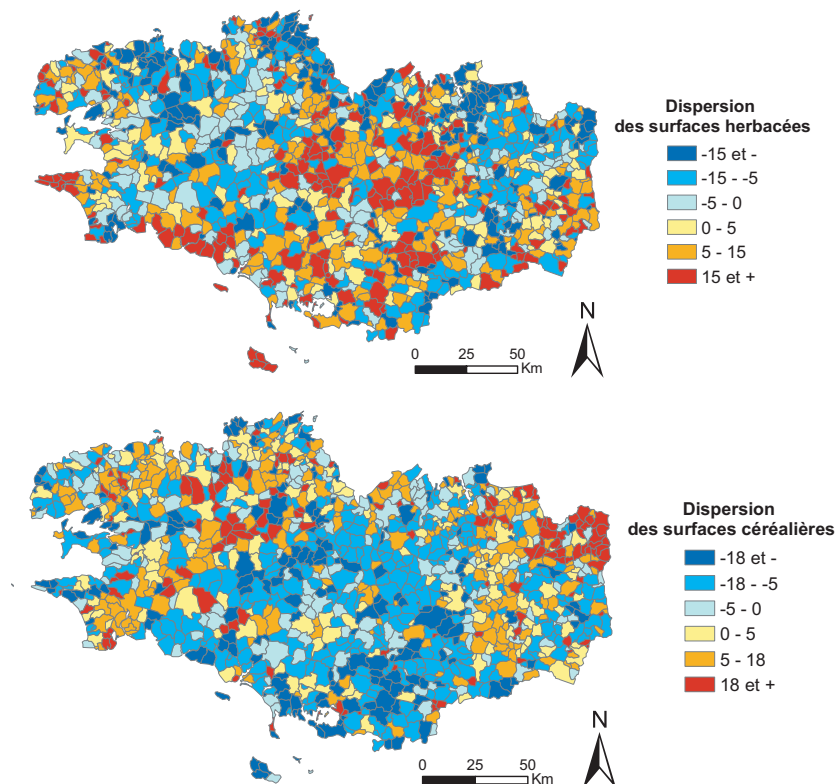


Figure 3-72 – Concentration (valeurs négatives) et dispersion (valeurs positives) des surfaces herbacées et des cultures céréalières sur la période 2000-2005

La diminution et l'augmentation des surfaces cultivées en maïs s'effectue essentiellement au profit et au détriment des surfaces cultivées en céréales et inversement, en fonction des successions culturales réalisées par les agriculteurs. Sur la période d'étude, des variations particulièrement fortes entre maïs et céréales s'observent en 2001, 2006 et 2008 : les surfaces cultivées en maïs augmentent fortement en 2001 au dépend des surfaces cultivées en céréales hors maïs, tandis que les surfaces cultivées en céréales hors maïs s'élèvent fortement en 2006 et 2008 au dépend des surfaces cultivées en maïs.

La forte augmentation des cultures de maïs en 2001, de 4 % entre 2000 et 2001, s'explique en grande partie par la variabilité climatique. L'hiver 2000/2001 est caractérisé par une intensité et un volume pluviométrique largement supérieurs à la normale (Figure 3-73), provoquant notamment des inondations. L'humidité des sols, très élevée, a empêché les semis de céréales durant l'hiver ; les agriculteurs ont, en conséquence, effectué le choix de semer du maïs au printemps. Ainsi, les agriculteurs ont, en 2001, effectué le choix de semer davantage de maïs au printemps.

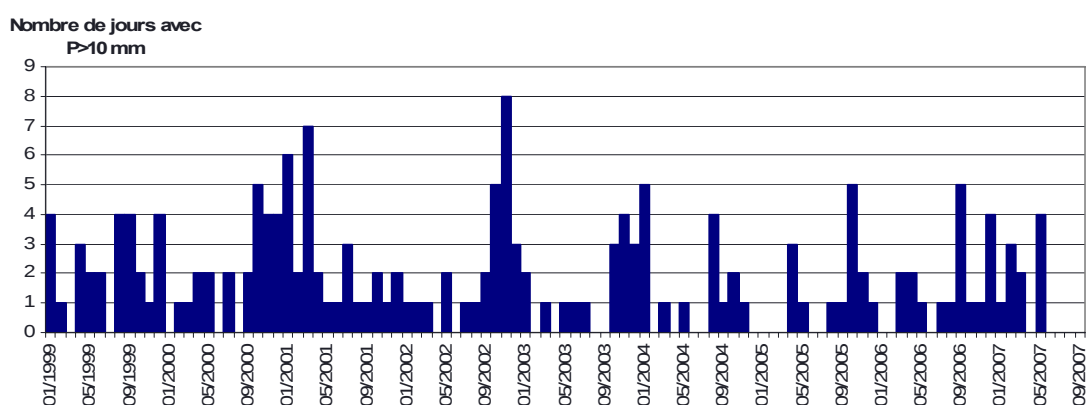


Figure 3-73 - Nombre de jours mensuels avec des précipitations supérieures à 10 mm pour la station de Rennes Saint-Jacques sur la période 2000/2007

Entre 2005 et 2006, les surfaces cultivées en céréales hors maïs passent de 23 à 27 % de la SAU et dans le même temps, les surfaces cultivées en maïs reculent de 23 à 21 %. Les cultures céréalières intégrant les surfaces cultivées en colza et celles-ci augmentant du fait de la demande en biocarburant, la part des céréales observée à l'aide des classifications augmente pour l'année 2006. Deux raisons expliquent la forte hausse des surfaces de colza entre 2005 et 2006, d'après :

- le colza dès lors qu'il n'est pas destiné à l'alimentation mais à une exploitation industrielle peut être semé sur des terres en jachères (gel industriel),
- A partir de 2006, une aide de 45 €/ha est délivrée aux agriculteurs cultivant du colza non alimentaire.

Ainsi, l'augmentation des cultures céréalières durant l'année 2006 s'explique par une conjoncture économique favorisant la production de biocarburants.

L'augmentation des surfaces cultivées en céréales en 2008, peut-être exagérée du fait de l'utilisation d'images simulées pour l'été 2008, apparaît en grande partie liée à l'augmentation du prix des céréales cette même année, les agriculteurs ayant fait le choix d'étendre les surfaces cultivées en céréales d'hiver. L'augmentation des surfaces de céréales d'hiver pour l'année 2008 est donc directement liée à des facteurs d'ordre économique.

Ainsi, les basculements sporadiques d'une année à l'autre entre surfaces cultivées en maïs et surfaces cultivées en céréales d'hiver dépendent à la fois des conditions météorologiques hivernales et de la conjoncture économique. La diminution des surfaces herbacées au profit des surfaces céréalières, qui apparaît comme une tendance plus lourde sur la période d'étude, met en évidence un changement lié en grande partie à des facteurs politico-économiques liés à la PAC.

3.2.1.2. L'évolution intra-annuelle de la couverture des sols

L'évolution intra-annuelle de la végétation est essentiellement influencée par des facteurs climatiques. Les événements climatiques les plus remarquables sur la période d'étude sont les sécheresses des années 2003 et 2006, caractérisées par des températures élevées et un déficit hydrique important, la sécheresse de 2003 étant plus importante que celle de 2006, ainsi que la régularité annuelle des précipitations et la faible amplitude thermique annuelle de 2007. Une première partie traite de l'évolution intra-annuelle moyenne de la couverture des sols observée à partir des séries temporelles d'images MODIS sur l'ensemble de la période d'étude, tandis que la seconde est consacrée à l'analyse des fortes variations identifiées sur ces séries, qui correspondent à des situations climatiques exceptionnelles.

3.2.1.2.1. La variabilité moyenne

L'analyse sur l'ensemble de la période d'étude, de l'évolution du fCOVER ainsi que des métriques temporelles, notamment des dates de début et de fin de la croissance végétale, de la fraction maximum de couverture végétale en pourcentage et de la date à laquelle la végétation atteint son maximum de couverture, permettent de dégager la variabilité moyenne de l'évolution intra-annuelle de la couverture hivernale des sols.

L'analyse de l'évolution du fCOVER sur l'ensemble de la période d'étude montre clairement qu'il augmente depuis la fin mars-début avril jusqu'à la fin juin, où il commence à diminuer pour l'ensemble des couverts, à l'exception du maïs qui connaît son maximum mi-août. Seule la situation de l'été 2003 montre de grands changements par rapport à la normale, la chute du fCOVER se produisant plus tôt, dès la mi-mai pour les céréales et les prairies (Figure 3-67).

Les métriques temporelles permettent de spatialiser l'évolution des différents types de couverts végétaux à l'échelle régionale.

D'une façon générale, le début de croissance de la couverture végétale intervient pour les couverts de prairies et de céréales à la fin du mois de mars (Figure 3-75) alors qu'il a lieu au mois de mai pour les couverts de maïs. La fin de la croissance des végétaux mesurée à l'aide du fCOVER intervient fin septembre pour les prairies et maïs (Figure 3-76). Elle est beaucoup plus précoce pour l'ensemble des zones céréalières, puisqu'elle a lieu au mois de juillet.

La fraction maximum de couverture végétale verte dépend du type d'occupation du sol. Elle est généralement élevée pour les zones à dominantes fourragères (Figure 3-77). Les secteurs céréaliers ont en moyenne une valeur de fCOVER maximum moins élevée.

La date à laquelle le maximum de couverture végétale est atteint met en évidence un décalage entre l'ouest et l'est de la Bretagne, plus particulièrement dans le sud-est de l'Ille et Vilaine et ce pour l'ensemble des couverts observés (Figure 3-78). Ce décalage, qui s'observe également sur la date de début et de fin de croissance de la végétation, met en évidence un gradient océanique et un gradient latitudinal. Le décalage est de l'ordre de deux mois, le développement de la végétation étant avancé dans le sud-est de la Bretagne comparativement au nord-ouest, à la fois pour la date de début et de fin de croissance des végétaux et la date à laquelle le maximum de couverture végétale est atteint.

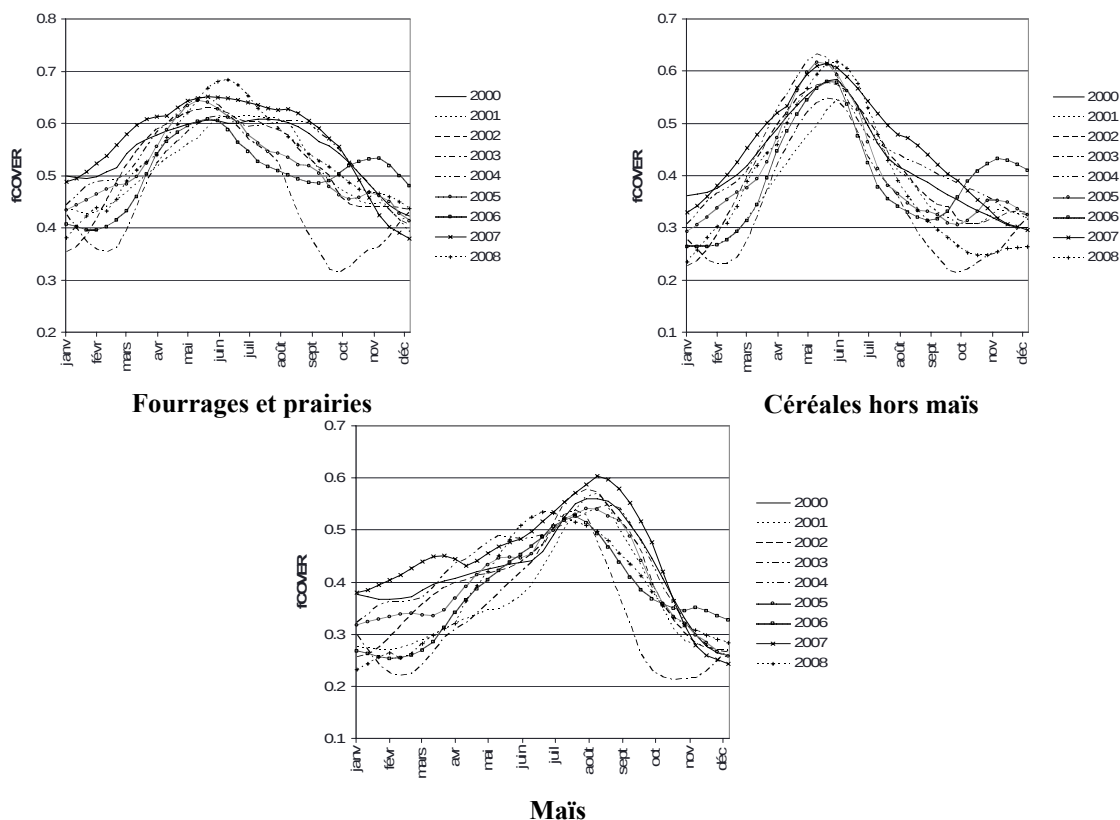
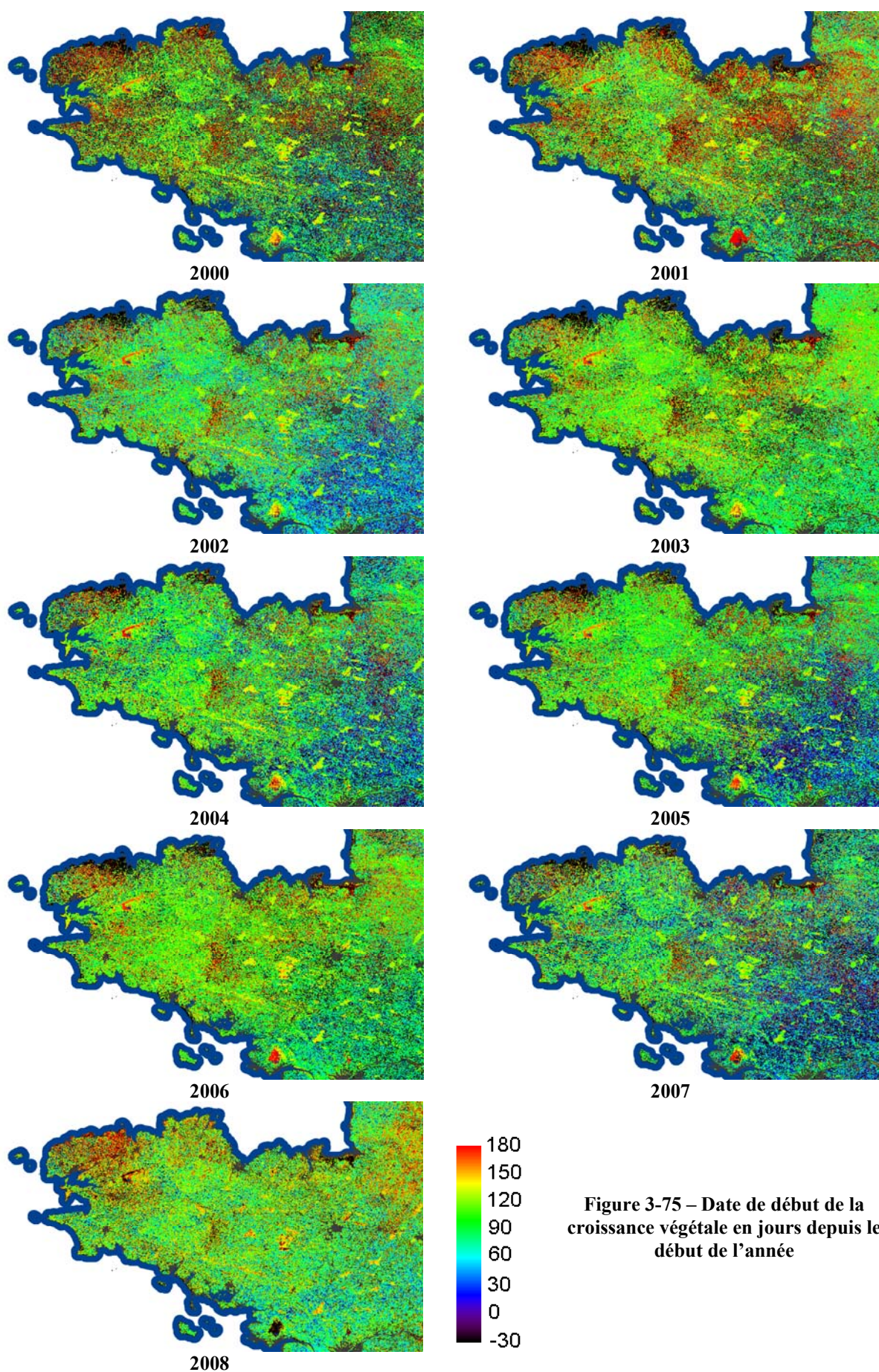
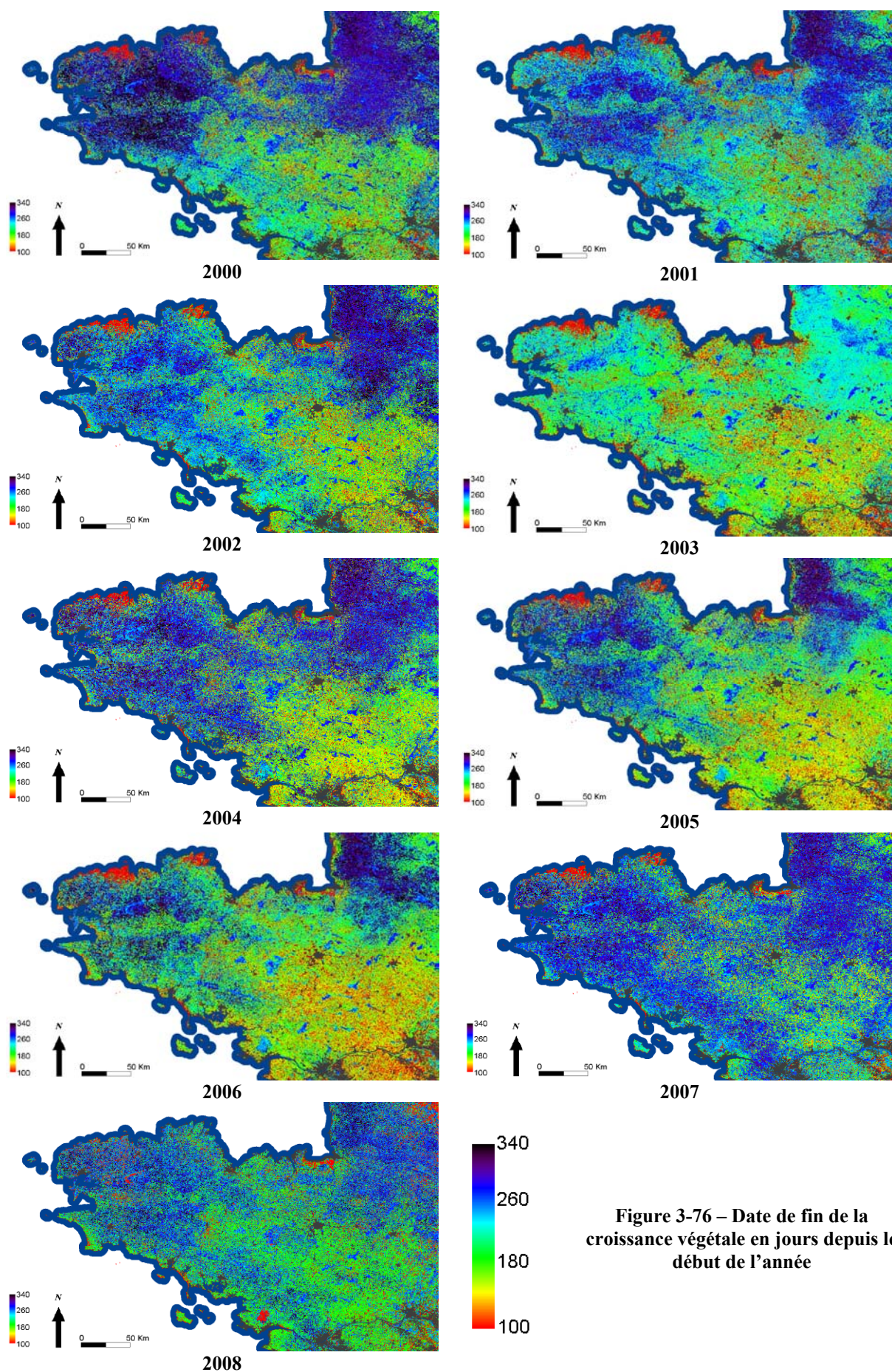


Figure 3-74 - Evolution intra-annuelle du fCOVER pour chaque grand type d'occupation et d'utilisation agricole du sol de 2000 à 2008





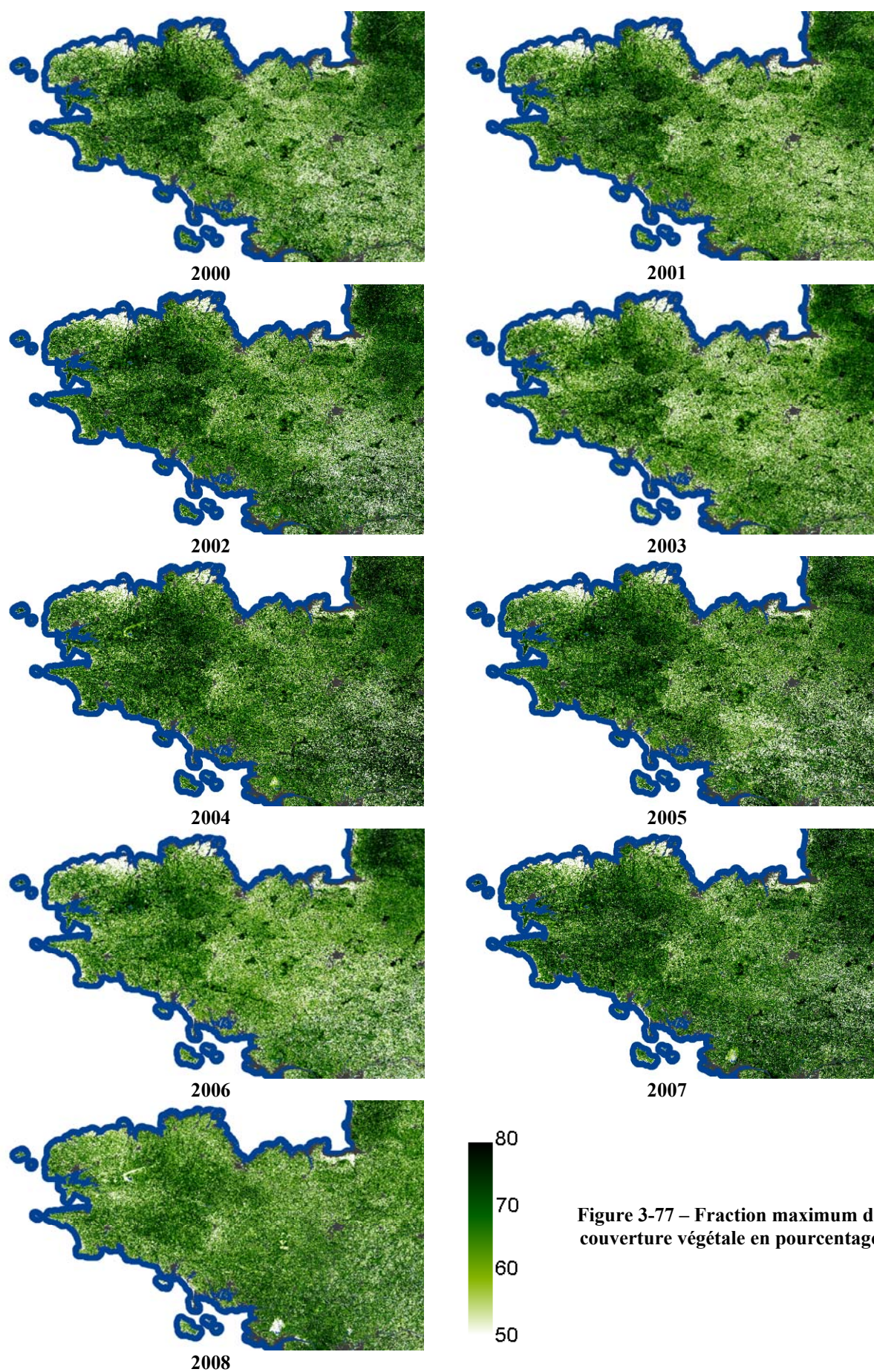


Figure 3-77 – Fraction maximum de couverture végétale en pourcentage

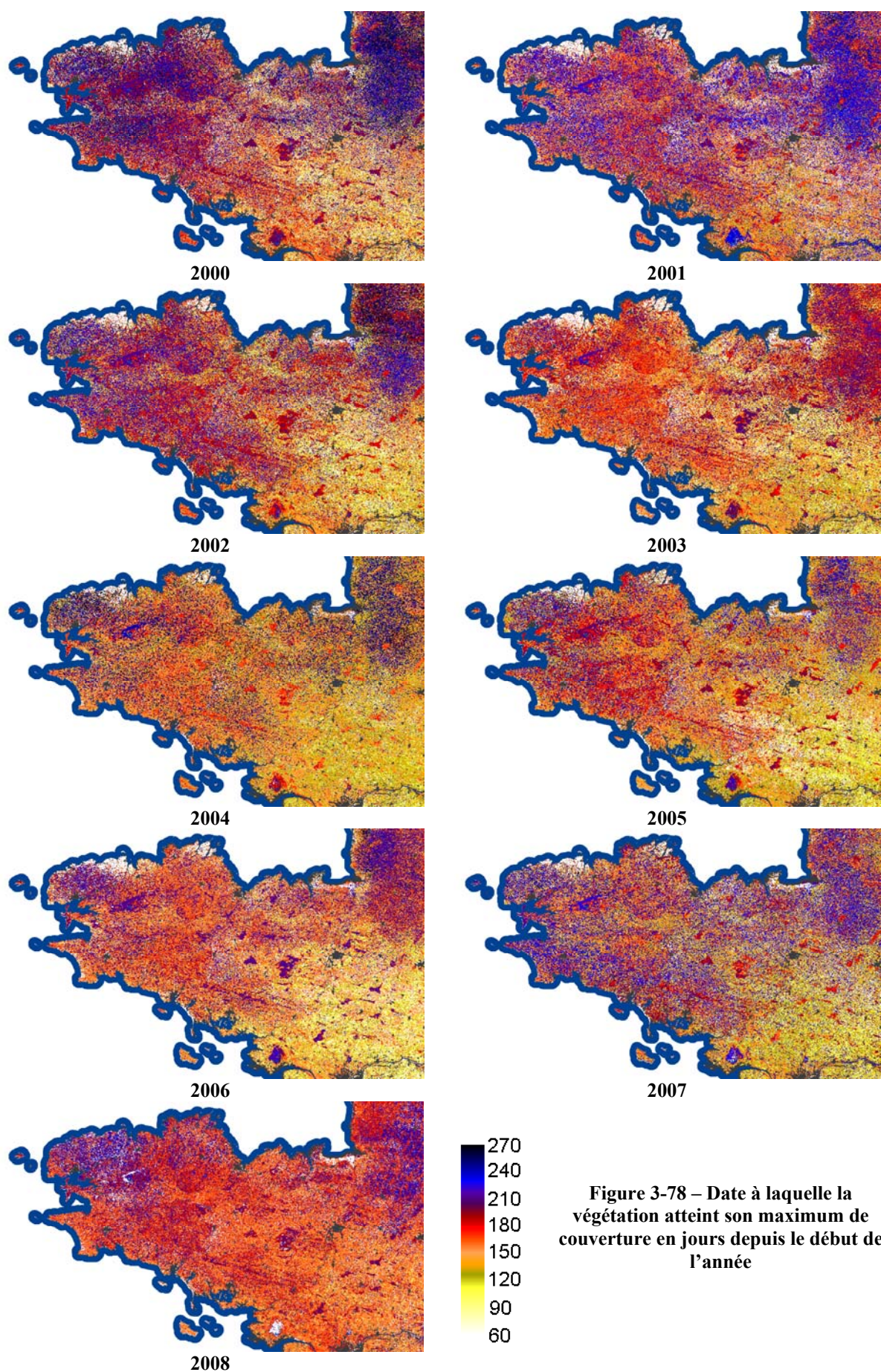


Figure 3-78 – Date à laquelle la végétation atteint son maximum de couverture en jours depuis le début de l'année

3.2.1.2.2. Les situations « atypiques »

3.2.1.2.2.1. Le cas de l'été 2003

Les profils temporels de fCOVER extraits sur l'ensemble de la Bretagne et pour chaque grand type de culture montrent que l'été 2003 présente des changements de forte amplitude, comparativement aux autres années (Figure 3-74). Les métriques temporelles mesurées sur les profils temporels de fCOVER mettent en évidence, pour cette année 2003, que la date de fin de croissance de la végétation survient très tôt dans l'année, dès le mois de mai, pour quasiment toutes les terres cultivées (Figure 3-76). En outre, la fraction maximum de couverture végétale diminue légèrement pour l'année 2003 et la date à laquelle cette fraction de couverture végétale atteint son maximum est également avancée (Figure 3-77 et Figure 3-78).

La diminution de la couverture végétale survenant lors de l'année 2003 est à mettre en relation avec le manque d'eau. La baisse des précipitations a été accompagnée par une hausse de l'insolation ainsi qu'une augmentation des températures maximales, moyennes et minimales pour l'ensemble de l'été (Figure 3-79). L'analyse de l'évolution du déficit d'évaporation sur l'année 2003 montre que celui-ci est intervenu dès le mois de mai dans l'est de la Bretagne et a été particulièrement prononcé dans le sud du Morbihan (Figure 3-80). Le faible déficit d'évaporation observé dès le mois de mai entraîne un décrochement des courbes de fCOVER en mai et juin, à proximité des stations de Rennes, Vannes, Lorient et Dinard (Figure 3-81). Ce décrochement est moins marqué en juillet pour les prairies et les céréales, tandis que les maïs continuent à se développer, ce qui s'explique par les précipitations enregistrées sur ces mêmes stations. Une nouvelle baisse de la couverture végétale, intervenue courant juillet, est particulièrement prononcée en août, alors que les précipitations diminuent et les températures augmentent. Des précipitations ayant lieu durant le mois de septembre ainsi qu'un radoucissement des températures contribuent à une reprise de l'activité photosynthétique et donc à une augmentation de la couverture végétale verte en fin d'été.

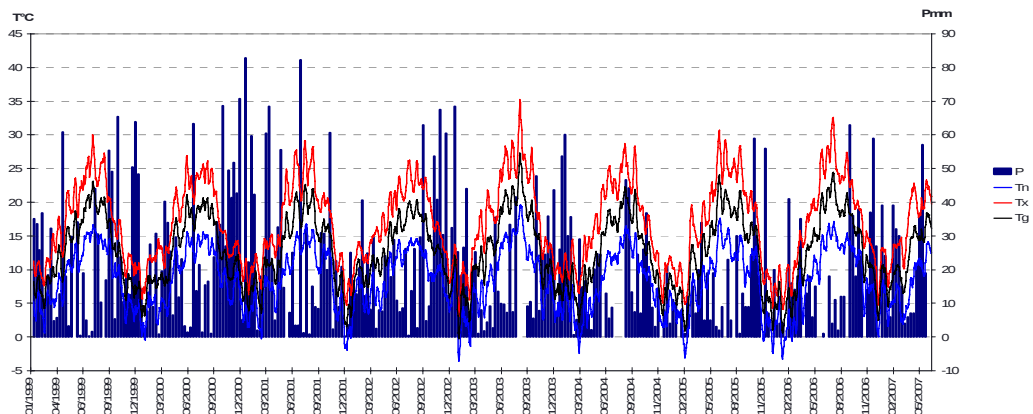


Figure 3-79 – Evolution des températures minimales(Tn), moyennes(Tg), maximales(Tx) et des précipitations à un pas de temps décennaux à la station de Rennes Saint Jacques pour la période 2000-2007

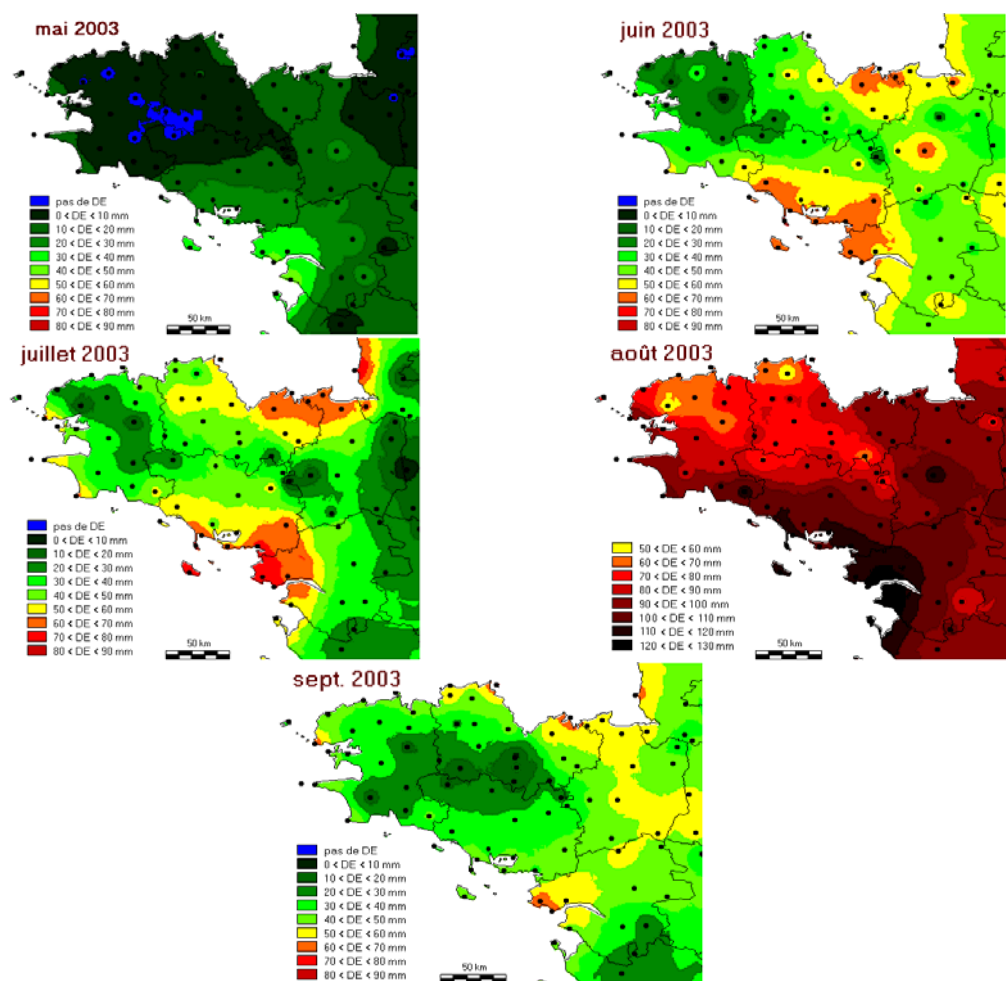


Figure 3-80 – Evolution du déficit d'évaporation sur l'ensemble de la Bretagne, de mai 2003 à septembre 2003

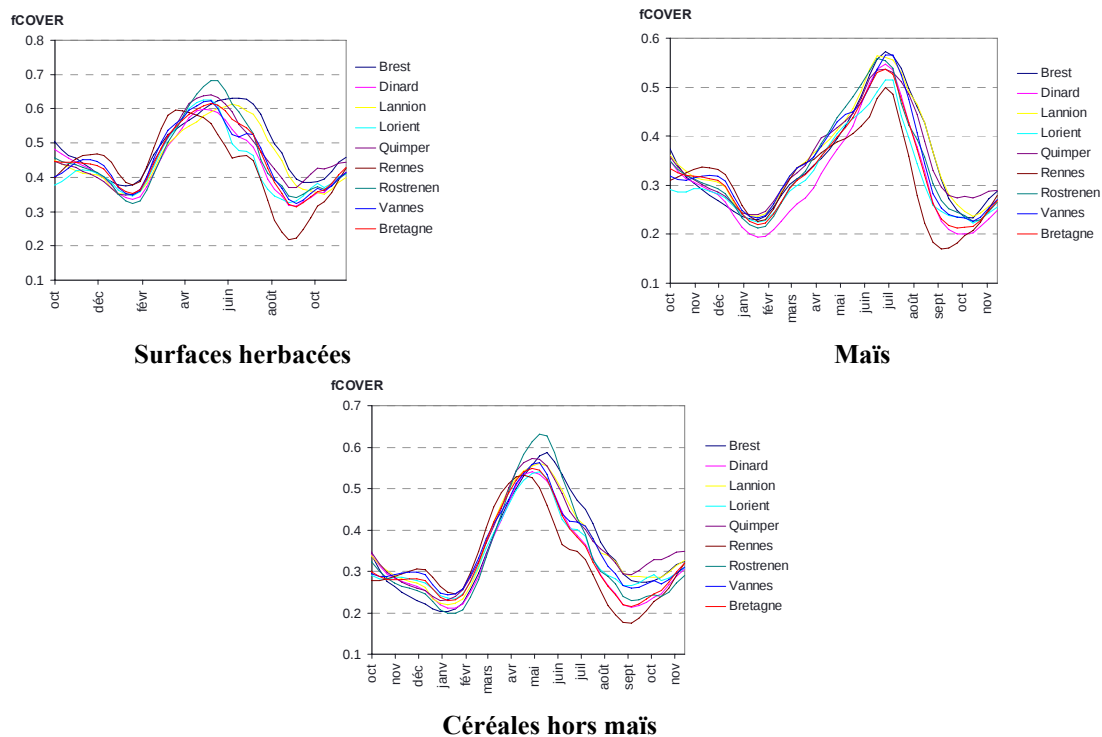


Figure 3-81 – Evolution de la fraction de couverture végétale verte pour la Bretagne et les principales stations bretonnes en 2003

Toutefois, les profils de fCOVER extraits à proximité des stations de Brest et Lannion, comparés aux autres années et aux autres stations, ne mettent pas en évidence de fortes variations, les précipitations ayant été régulières et le déficit d'évaporation moins prononcé.

On observe donc un gradient nord-ouest/sud-est dépendant de l'« océanité » du climat entre l'ouest et l'est de la Bretagne et de la latitude entre le nord et le sud de la Bretagne. Ce gradient s'observe sur l'ensemble des métriques temporelles mesurées avec un début et une fin de croissance des végétaux intervenant très tôt dans l'année pour le sud-est de la Bretagne et les Pays de la Loire, et plus tard pour l'ouest de la Bretagne, en particulier au nord.

La baisse de la fraction de couverture végétale verte, observée dès le mois de mai, si elle affecte tous les types de couverts végétaux, est particulièrement prononcée sur les couverts herbacés. Les céréales hors maïs ainsi que les maïs sont également affectés par le manque d'eau, mais dans une moindre mesure. Les céréales hors maïs se développent au printemps et sont donc peu affectées par le manque d'eau. D'autre part, les parcelles de maïs sont parfois irriguées ce qui peut les rendre moins sensibles au manque d'eau. Ainsi, les surfaces herbacées apparaissent comme étant les plus sensibles au manque d'eau et se révèlent comme un indicateur de celui-ci.

L'exemple de la sécheresse 2003, nous montre donc qu'il est possible d'analyser l'impact des apports en eau et des températures sur la couverture végétale à partir des séries temporelles de fCOVER MODIS et des métriques temporelles qui en sont dérivées.

3.2.1.2.2.2. Le cas de l'été 2006

L'analyse des profils temporels de fCOVER extraits sur les différents types de cultures montre que dans une moindre mesure, l'été 2006 a également été peu favorable à un bon développement de la végétation, les fortes températures ainsi que le peu de précipitations ayant contribué à diminuer les apports en eau. Toutefois, la situation de cette année 2006 doit être nuancée comparativement à celle de l'année 2003, notamment en raison du fait qu'en 2006 les températures plus douces durant l'été : la température maximale relevée pour l'été 2003 est de 38 °C contre 34°C pour 2006 (Figure 3-79). Comparée à celle de l'été 2003, la baisse du fCOVER de 2006 intervient également au mois de mai, mais de façon plus prononcée, les précipitations étant quasiment nulles durant tout le mois (Figure 3-74). L'été 2006 montre également une différence notable avec l'été 2003 : en 2003, l'ensemble de la Bretagne a été affecté par la sécheresse, tandis qu'en 2006, c'est essentiellement l'est de la Bretagne qui a manqué d'eau. La couverture végétale a diminué en conséquence. On note donc en 2006 un fort gradient entre l'ouest et l'est de la Bretagne avec des taux de couverture végétale verte relativement élevés dans l'ouest et faibles dans l'est. La fin du développement de la végétation est presque normale dans l'ouest de la Bretagne, tandis que celle-ci est très

avancée dans l'est. Dans l'ouest, on note également un fort contraste entre les secteurs présentant des reliefs et les plaines, les reliefs ayant été plus arrosés que les plaines.

3.2.1.2.2.3. Le cas de l'année 2007

L'année 2007 est, quant à elle, caractérisée par des températures très douces et une pluviométrie régulière, qui ont favorisé une très bonne croissance des végétaux, la dynamique de la végétation de cette année 2007 apparaissant ainsi comme particulière sur la période d'étude (Figure 3-74).

Ainsi, parmi l'ensemble des situations observées, l'année 2007 montre des taux de couverture particulièrement élevés dès le début de l'année (Figure 3-74). Le début de croissance de la végétation est intervenu dès le mois de janvier (Figure 3-75), la fin de la croissance des végétaux se produisant très tard dans l'année, au cours du mois d'octobre pour les surfaces herbacées (Figure 3-76). En outre, l'année 2007 est caractérisée par un maximum de couverture végétale verte plus élevé que celui des années précédentes (Figure 3-77). Le gradient océanique entre l'ouest et le sud-est de la Bretagne observé les années précédentes n'est plus observé en 2007 : les précipitations régulières sur l'ensemble de l'année ainsi que des températures très douces de l'hiver comme de l'été ont contribué au développement très prononcé de la végétation sur l'ensemble de l'année. Les précipitations n'ont pas été particulièrement élevées en 2007, ce qui montre le rôle des températures dans le développement des végétaux. Toutefois, quelques décrochements des courbes de fCOVER peuvent être observés, notamment en février et en avril. Ces décrochements sont principalement dus à la diminution des températures pendant une dizaine de jours avant un retour à des températures très douces.

Tous les types de couverture végétale ont été influencés par la faible amplitude thermique annuelle observée pendant l'année 2007. Les surfaces herbacées sont restées très stables sur l'ensemble de l'année. Les céréales d'hiver ont connu une croissance très prononcée sur le début de l'année. Quant aux surfaces majoritairement cultivées en maïs, elles ont vu leur maximum de couverture végétale augmenter par rapport aux années précédentes.

L'analyse détaillée de la dynamique de ces différents couverts montre toutefois les effets de mélange des différentes cultures pour les pixels à partir desquels les profils ont été extraits. Ce mélange apparaît principalement pour les céréales et les maïs. La couverture végétale des céréales ne diminue pas sensiblement après la récolte, ce qui suppose une confusion avec des prairies ou des maïs. Quant aux surfaces cultivées en maïs, bien qu'étant principalement précédées d'intercultures cette année-là, elles ne voient pas leur taux de couverture baisser brusquement avant les semis. Ceci peut être imputé au mélange des différentes cultures au sein d'un même pixel, à l'absence d'image MODIS sans couverture nuageuse lors de la période de labour avant les semis, à l'utilisation d'une moyenne pour

extraire les profils temporels, ou encore au décalage temporel pouvant être observé pour un même type de couvert entre l'est et l'ouest de la Bretagne selon le calendrier agricole.

3.2.2. L'évolution de la couverture hivernale des sols

Cette partie présente l'évolution de la couverture hivernale des sols en abordant successivement leurs dynamiques interannuelle et intra-annuelle, qui sont fortement liées aux pratiques des agriculteurs incités à implanter des intercultures très rapidement après leurs récoltes, mais aussi à la variabilité climatique de la région.

3.2.2.1. L'évolution interannuelle de l'occupation hivernale des sols

Rappelons que la classe « Sols nus » correspond soit aux sols nus à peu couverts « véritables » avant un couvert de maïs, soit à des sols nus à peu couverts correspondant à des parcelles ayant été semées avec des céréales d'hiver ou des intercultures peu couvrantes. Les premiers restent sans couverture végétale durant l'ensemble de l'hiver, à l'exception de repousses de végétation spontanées. Les seconds ne constituent pas des sols nus en tant que tels puisqu'une couverture végétale même faible est présente. Les séries temporelles d'images MODIS permettent d'analyser la dynamique saisonnière des couverts végétaux et de distinguer les céréales des maïs. En conséquence, une analyse de la couverture hivernale des terres cultivées a été effectuée en distinguant les sols nus à peu couverts et les intercultures couvrant le sol à plus de 25%, et en discriminant les sols nus peu couvrants avant maïs, ces derniers étant considérés comme les sols nus « véritables » sur lesquels une action de préconisation de couverture végétale peut être entreprise.

L'évolution interannuelle de la couverture hivernale des sols est d'abord analysée à travers l'implantation d'intercultures avant les cultures de maïs. Ensuite, la répartition spatiale des secteurs où les sols nus sont les plus étendus et fréquents est analysée, ces « hot spots » présentant un risque élevé sur le plan environnemental.

3.2.2.1.1. Le développement des intercultures

D'une façon générale, les résultats montrent que sur la période 2000-2008, de moins en moins de parcelles agricoles ont été laissées sans couverture végétale en hiver avant une culture de maïs (Figure 3-82 et Figure 3-84). Spatialement, les intercultures sont en extension sur l'ensemble des grands secteurs intensivement cultivés, là où le maïs occupe une place importante (Figure 3-84). Leur augmentation est progressive sur l'ensemble de la période.

Cependant, la progression n'est pas régulière, des variations étant perceptibles : les sols nus à très peu couverts ont augmenté au cours de l'hiver 2001/2002 et de l'hiver 2005/2006. L'augmentation en sols nus avant maïs observée en 2000/2001, qui peut

s'expliquer par un nombre important de jours avec de fortes précipitations en automne (Figure 3-73) n'est toutefois que temporaire puisque, les sols nus ont ensuite diminué durant deux années consécutives avant d'augmenter à nouveau mais avec une faible ampleur lors de l'hiver 2004/2005. Pour l'hiver 2005/2006, on note une baisse généralisée des taux de couverture végétale. Cette baisse est la conséquence de températures ayant limité le développement de la végétation : 9 jours de gel ont eu lieu au mois de novembre 2005, 12 en décembre, 11 en janvier, 9 en mars et 6 en avril (Figure 3-83). Les surfaces en intercultures ont été moins importantes ces deux hivers-là, à la fois car les semis tardifs d'intercultures n'ont pas pu être effectués mais également car les conditions météorologiques ont nuit au bon développement des intercultures qui ont été implantées. La diminution des intercultures observée pour l'hiver 2007/2008 est à prendre avec prudence, car elle est fondée sur des simulations de l'évolution des séries temporelles de réflectance.

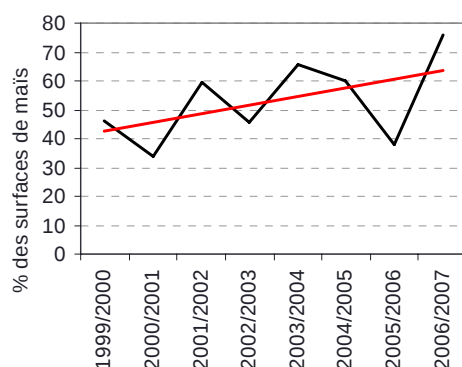


Figure 3-82 - Evolution des intercultures cultivées avant maïs, en rouge courbe de tendance

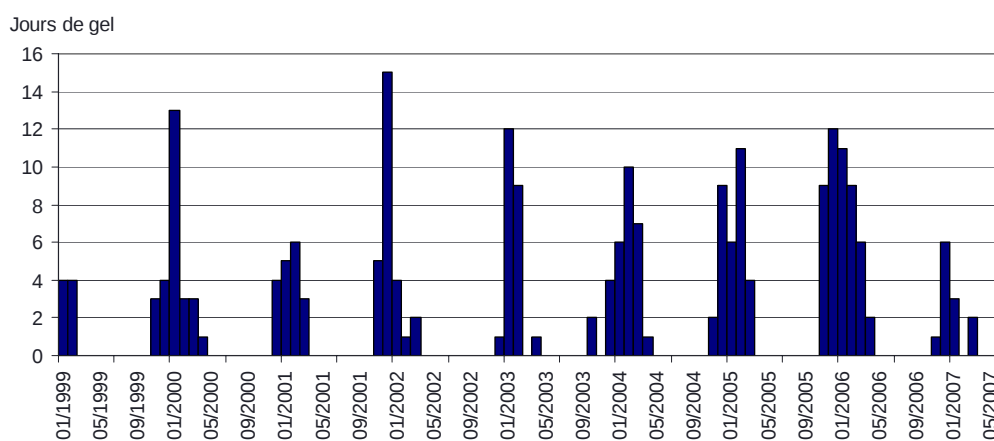
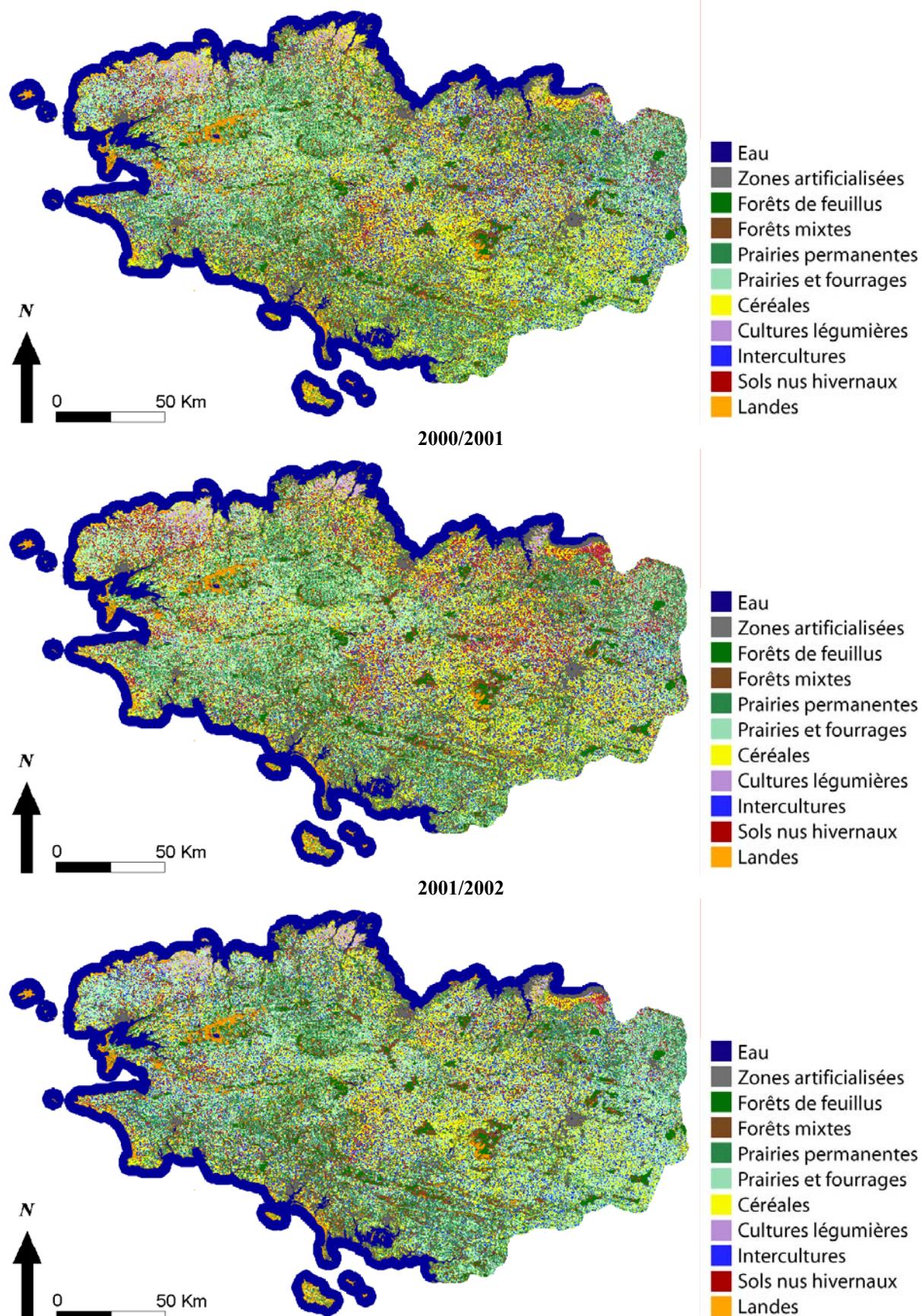
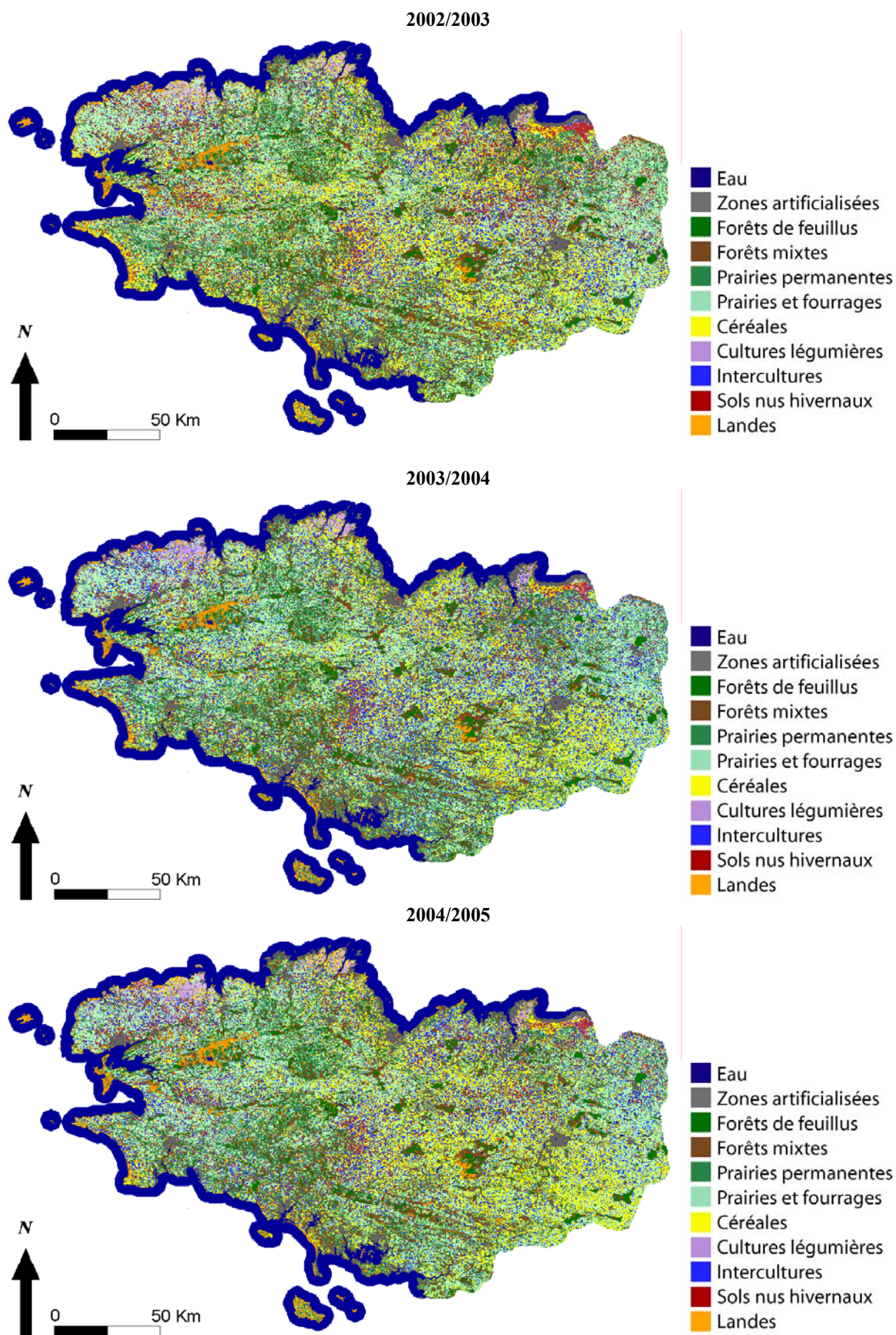


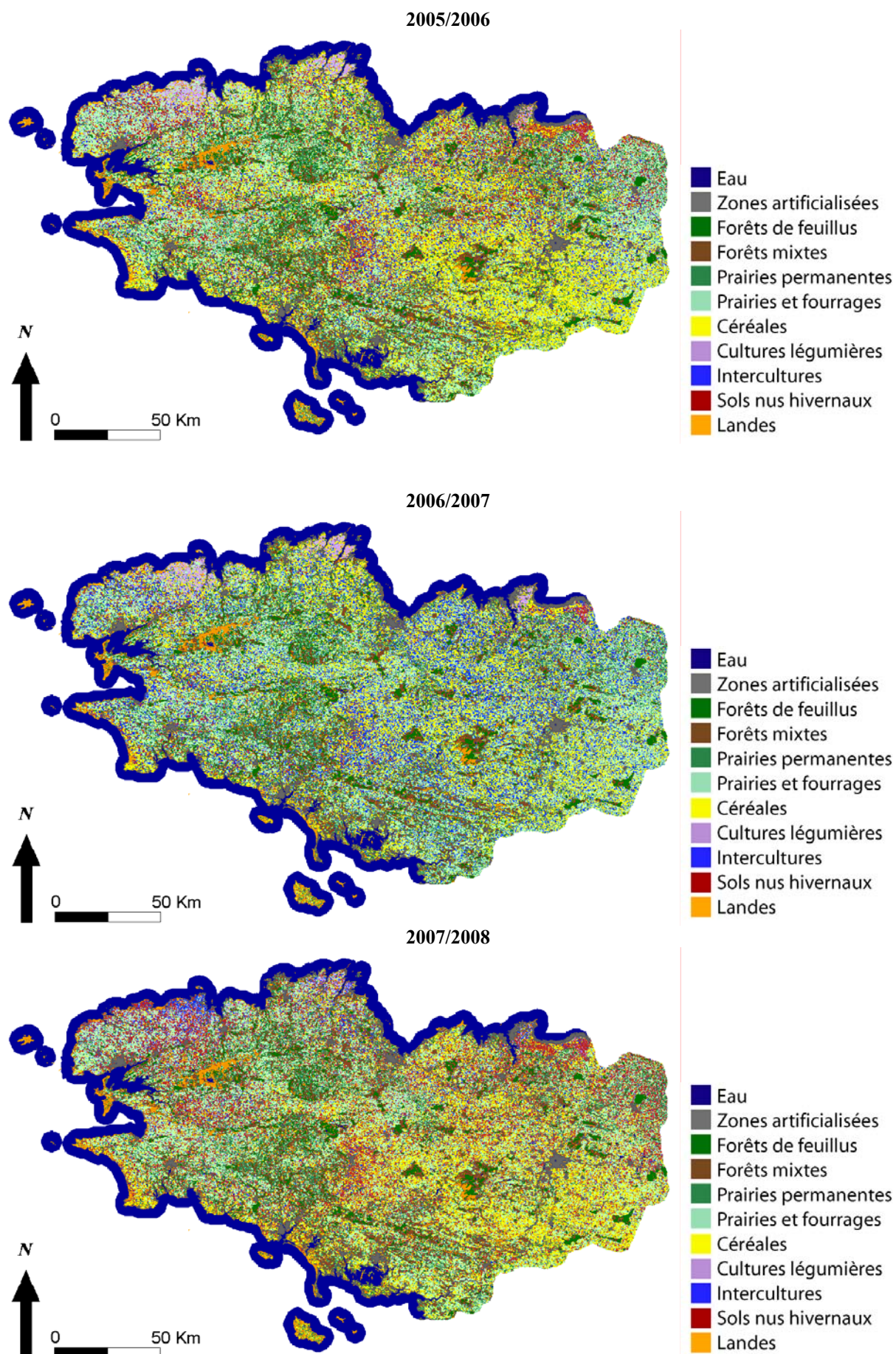
Figure 3-83 - Nombre de jours de gel mensuels sur la période 2000-2007 pour la station de Rennes Saint-Jacques

Ces résultats montrent donc une amélioration significative de la gestion des successions culturales en Bretagne, avec une augmentation de l'implantation d'intercultures, qui couvrent plus de 70 % des surfaces cultivées en maïs en 2007, en fin de période.

**Figure 3-84 - Cartographie de l'occupation et de l'utilisation hivernale du sol sur la période 1999-2008
d'après les séries temporelles MODIS
1999/2000**







3.2.2.1.2. Identification des secteurs présentant un risque environnemental

Spatialement, les intercultures sont en extension sur l'ensemble des grands secteurs intensivement cultivés.

La cartographie de l'occurrence des sols nus hivernaux sur l'ensemble de la période d'étude montre également un bilan positif, aucun îlot parcellaire n'étant resté en sols nus sur toute la période d'étude.

Toutefois, cette cartographie met aussi en évidence de larges îlots quasi-permanents de sols nus ou peu couverts en Bretagne Centrale à l'est de Pontivy, dans le Bassin de Châteaulin, dans le secteur situé entre Brest et le Léon ainsi que dans le Pays de Fougères (Figure 3-85). Ainsi, c'est au sein des secteurs cultivés en maïs et sur le début de la période 2000-2008 que les sols sont laissés nus le plus fréquemment. En outre, aucun îlot parcellaire cultivé en maïs n'a été constamment couvert avec une interculture. Un seul secteur très intensif, situé à l'est de Saint Briec, montre une évolution très importante, avec une meilleure couverture des sols.

Cette cartographie permet aussi de mettre en évidence les secteurs présentant un risque sur le plan environnemental, avec en ordre décroissant :

- la Baie du Mont Saint Michel (présence de sols nus avant maïs, mais aussi avant légumes),
- le sud du Léon (présence de sols nus avant maïs, mais aussi avant légumes),
- le Pays de Pontivy ainsi que le Bassin de Châteaulin, le nord-ouest de Rennes, et le nord du pays de Dinan (présence de sols nus avant maïs et implantation tardive des céréales d'hiver).

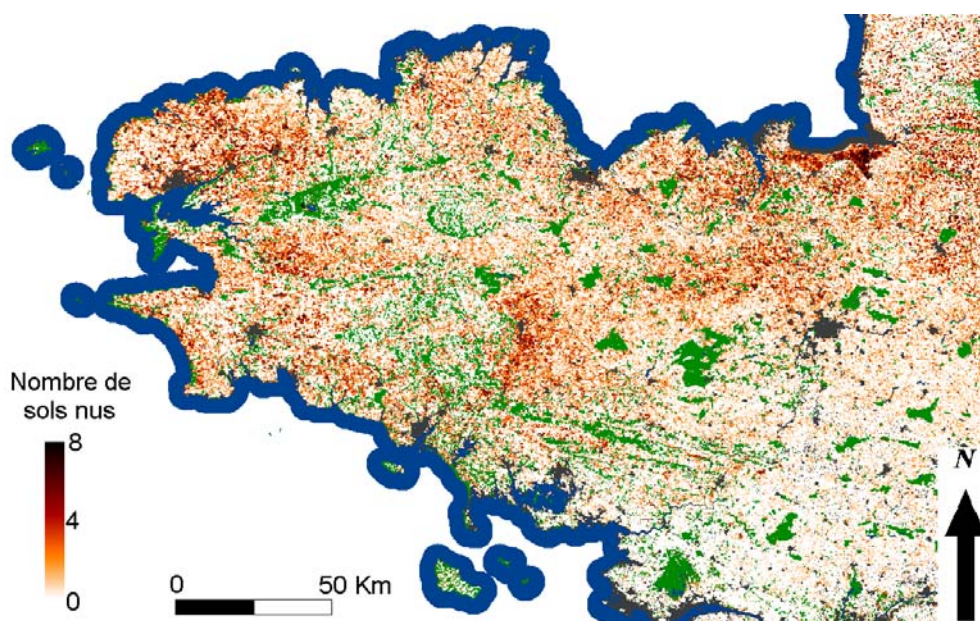


Figure 3-85 – Nombre de sols nus hivernaux observés sur la période 2000-2008

3.2.2.2. L'évolution intra-annuelle de l'occupation hivernale des sols

La couverture hivernale des sols dépend des taux d'implantation des intercultures, mais aussi des taux de couverture des céréales d'hiver, ces dernières dépendant largement des conditions climatiques, mais aussi de leur date d'implantation. L'évolution intra-annuelle de l'occupation hivernale des sols est donc analysée à travers les métriques temporelles dérivées de MODIS, d'abord en prenant en considération l'évolution des céréales d'hiver, puis en focalisant sur les intercultures, dont le développement est lié aux pratiques des agriculteurs et aux conditions climatiques.

3.2.2.2.1. Des cultures de céréales d'hiver peu couvrantes

Les cultures de céréales d'hiver, quand elles sont implantées tardivement ou que les conditions climatiques limitent la croissance de la végétation, sont peu couvrantes, ce qui entraîne des risques sur le plan environnemental. La législation n'impose pas une couverture minimum des sols. Si les sols nus avant maïs sont considérés comme les plus critiques sur le plan environnemental, l'évolution de la couverture des sols sur les terres cultivées en céréales influe également sur les risques d'érosion et de transfert de flux.

Les résultats montrent que les surfaces cultivées, comprenant les céréales y compris le maïs et les céréales d'hiver, présentent de faibles taux de couverture hivernale des sols, les céréales d'hiver ayant une couverture végétale largement inférieure à 25 %. Ainsi, les cartes précisant le nombre de jours durant lesquels la fraction de couvert végétal est restée inférieure à 25 % permettent de visualiser les secteurs où la couverture des sols est très faible et ce en prenant en considération toutes les parcelles cultivées, et non pas seulement les parcelles cultivées en maïs l'année suivante (Figure 3-88).

Sur le plan spatial, les cartes du nombre de jours durant lesquels la fraction de couvert végétal est restée inférieure à 25 % de chaque hiver permettent de visualiser les secteurs où la couverture des sols est quasiment nulle. On remarque que le secteur le plus critique reste, sur l'ensemble de la période, l'ouest du bassin-versant du Blavet. Si les taux de sols nus à très peu couverts y sont très importants, la période durant laquelle les sols restent nus à peu couverts l'est également. L'ensemble des secteurs céréaliers ont également des taux de couverture faibles durant de longues périodes hivernales mais avec toutefois des variations entre chaque hiver. On retrouve parmi les secteurs ayant les plus faibles taux de couverture le bassin de Châteaulin, une diagonale Rennes-Lannion et dans une moindre mesure la côte sud entre Lorient et Quimper. Généralement, les périodes les plus longues correspondent à un sol nu après maïs ou céréales et où un couvert de maïs est implanté l'année suivante. Toutefois, les cartes précisant le nombre de jours durant lesquels les sols restent nus à peu couverts montrent clairement que la situation est de moins en moins critique sur l'ensemble de la Bretagne, de plus en plus de parcelles étant couvertes longtemps durant l'hiver.

Pour les hivers 2000/2001 et 2005/2006, on note une baisse généralisée des taux de couverture végétale ainsi qu'une augmentation du nombre de jours durant lesquels les sols sont restés nus. Elles s'expliquent pour l'hiver 2000/2001 par les fortes précipitations qui n'ont pas permis les semis tardifs de céréales et limité le développement des céréales d'hiver et pour l'hiver 2005/2006 par les faibles températures qui ont retardé le développement des céréales et le nombre de jours de gel enregistré entre novembre 2005 et mars 2006 largement supérieur à la normale (Figure 3-83).

L'hiver 2006/2007 est caractérisé par une hausse de la couverture végétale ainsi qu'une baisse du nombre de jours pendant lesquels les sols sont restés nus, cet hiver étant caractérisé par des températures très douces.

Le cumul des températures moyennes journalières met particulièrement bien en évidence les hivers pour lesquels la couverture des sols a été importante, comme par exemple en 2006/2007, et les hivers pour lesquels une baisse de la couverture des sols a eu lieu (Figure 3-87). L'évolution des couverts de céréales d'hiver et des prairies est notamment liée fortement à l'évolution des températures (Figure 3-86)

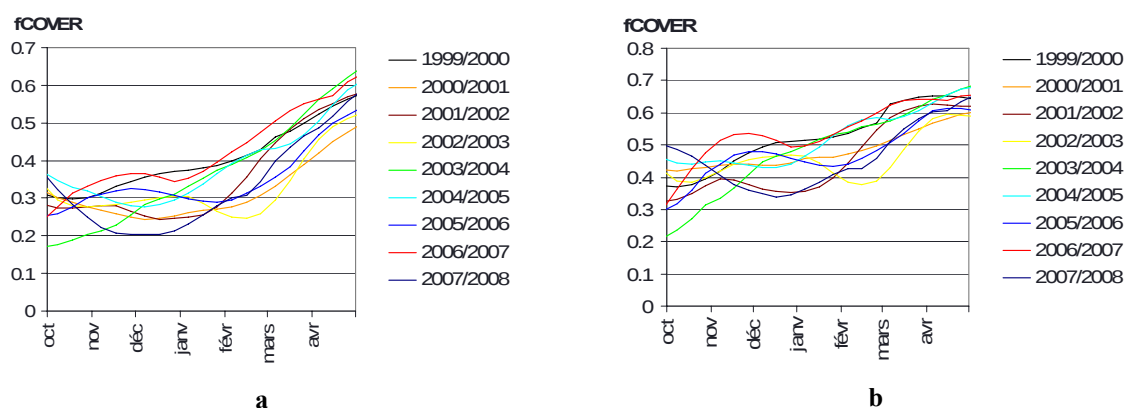


Figure 3-86- Profils temporels de fCOVER extrait autour de la station météorologique de Rennes pour les céréales d'hiver (a) et les prairies (b)

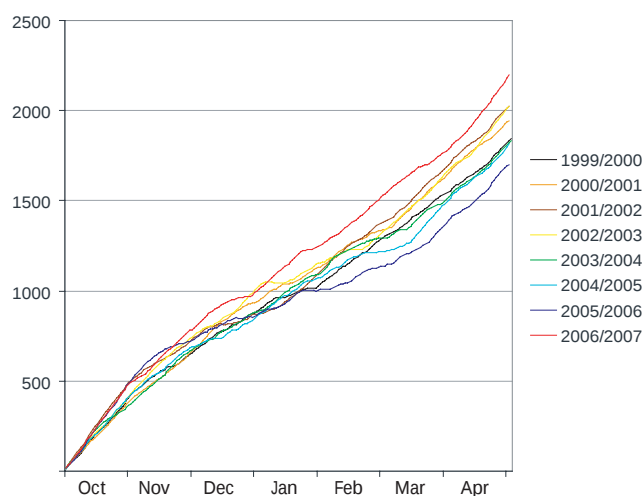


Figure 3-87 – Cumul des températures moyennes journalières pour la station de Rennes, du mois d'octobre au mois d'avril pour la période 2000-2007

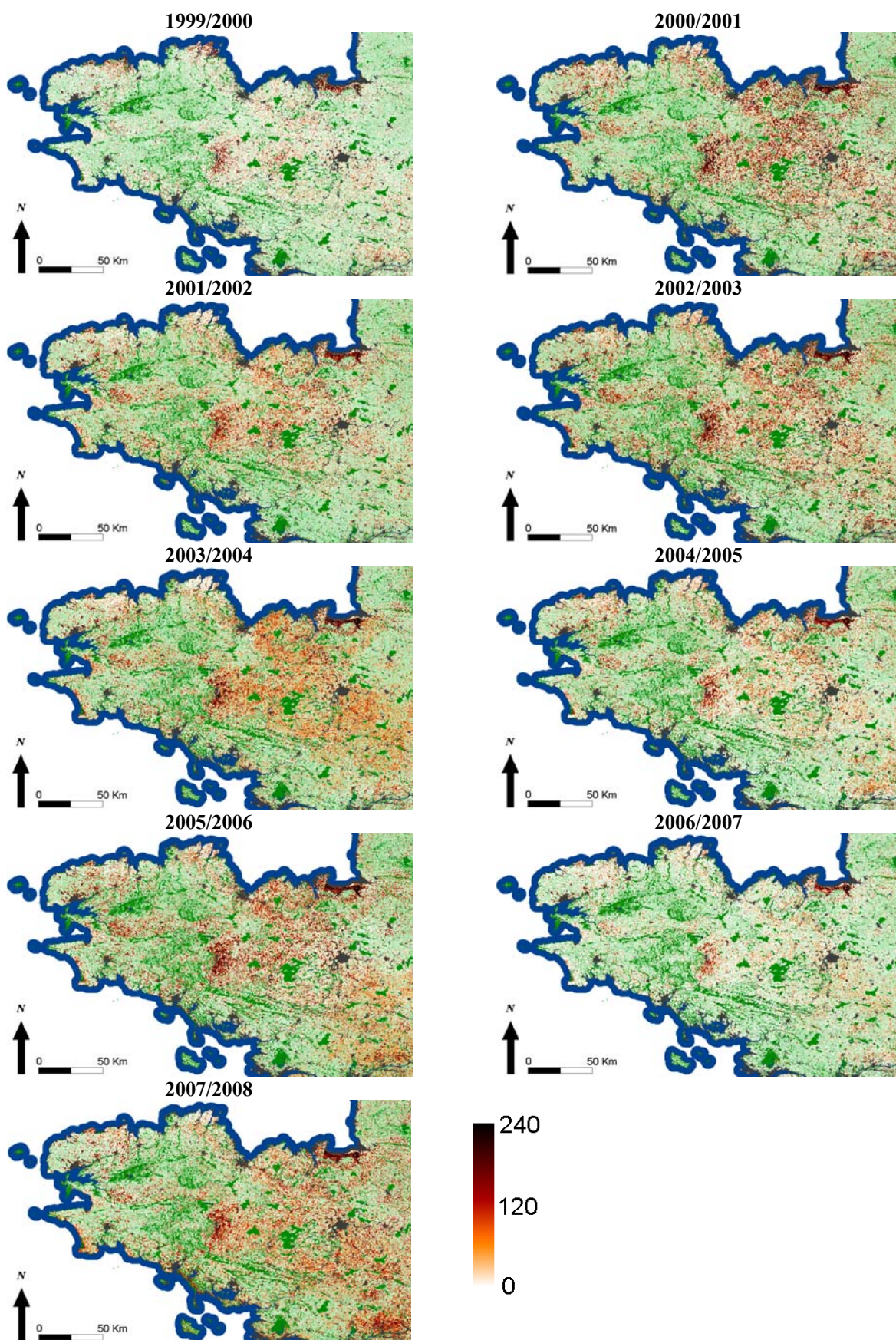


Figure 3-88 - Cartographie du nombre de jours durant lequel un sol nu est détecté

3.2.2.2.2. Un développement des intercultures fortement lié à la variabilité climatique

La variabilité intra annuelle de l'extension des intercultures dépend de la forte variabilité climatique observée sur la période d'étude (Figure 3-79).

Ainsi, lors de l'hiver 2000/2001, les intercultures se sont développées très tardivement, l'intensité et les cumuls des précipitations observées ayant ralenti le développement de la couverture végétale. Au cours de l'hiver 2001/2002, la croissance de la végétation s'est interrompue en début d'hiver, plusieurs jours de gel ayant été enregistrés dès le mois de novembre. La croissance de la végétation a repris en fin d'hiver, durant deux mois, avant l'implantation du maïs. Les intercultures se sont bien développées au cours de l'hiver 2002/2003, avec une interruption de leur croissance en fin d'hiver à cause du gel. En 2003/2004, les taux de couverture végétale ont été beaucoup plus élevés. Ils s'expliquent par une augmentation des intercultures suite à la sécheresse de l'année 2003 et donc à une réaction des agriculteurs qui ont implanté des prairies temporaires en ray-grass dans l'objectif de nourrir le bétail. En 2004/2005, le développement de la végétation est relativement lent sur l'ensemble de l'hiver, les températures moyennes étant assez douces. En 2005/2006, la croissance des intercultures est interrompue en début d'hiver pour deux raisons : plusieurs jours successifs de gel ont été enregistrés et les températures moyennes ont été relativement basses sur l'ensemble de l'hiver, limitant l'extension de la couverture végétale sur les parcelles, malgré des semences effectuées relativement tôt après la récolte des céréales. Enfin en 2006/2007, l'extension des intercultures est particulièrement prononcée sur l'ensemble de l'hiver, les températures étant relativement douces.

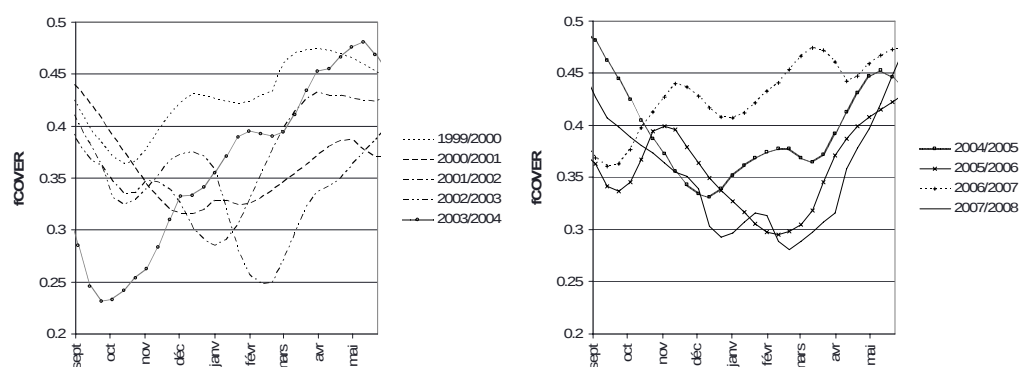


Figure 3-89 - Evolution intra-annuelle du fCOVER pour les intercultures détectées

Les deux situations hivernales qui sont caractérisées par une diminution sensible de l'extension des intercultures au cours de la période d'étude ont fait l'objet d'une étude plus approfondie visant à identifier les types de circulation atmosphérique contribuant à limiter l'implantation et la croissance des intercultures.

Pour l'hiver 2000/2001, trois types de circulations atmosphériques (GWT) étaient associés aux journées pour lesquelles plus de 10 mm de précipitations ont été enregistrées : les

circulations de sud, de nord-ouest à nord ainsi que d'ouest (Figure 3-90). Ces trois types de circulations, qui ont dominé durant tout l'hiver 2000/2001, expliquent sa forte pluviométrie, la fréquence de ces types de circulations étant à l'origine de l'augmentation de l'intensité des précipitations.

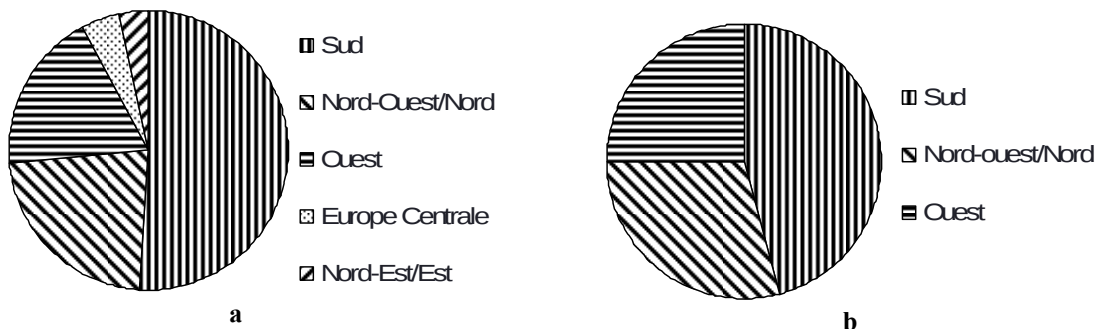


Figure 3-90 - Part relative du type de circulation atmosphérique (GWT) au cours de l'hiver 2000-2001 selon la classification de Hess-Brezowsky (a) pour l'ensemble de l'hiver et (b) pour les jours avec plus de 10 mm de précipitation

Les jours de gel enregistrés au cours de l'hiver 2005/2006 sont associés pour l'essentiel (dans plus de 80 % des cas) à des circulations de nord au sens large (nord-ouest à est : advections d'air froid) et à des situations à centre d'action (anticyclones essentiellement) sur l'Europe Centrale (Figure 3-91). Les types de circulations de nord ont dominé l'hiver 2005/2006, les circulations d'Ouest et de Sud survenant de manière générale après plusieurs jours successifs de gel.

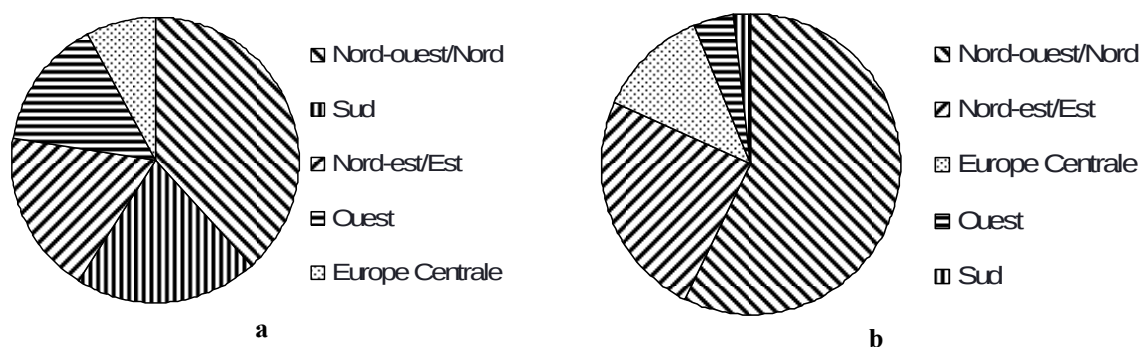


Figure 3-91 - Part relative du type de circulation atmosphérique selon la classification de Hess-Brezowsky au cours de l'hiver 2005/2006 (a) pour l'ensemble de l'hiver et (b) pour les jours de gel de l'hiver

L'analyse de ces situations hivernales montre donc que l'évolution des intercultures en Bretagne est largement dépendante de l'évolution des températures et des précipitations, en liaison avec certains types de circulation atmosphérique. Une forte diminution des températures ainsi qu'une forte intensité des précipitations contribuent à une diminution importante des taux de couverture végétale. En outre, la variabilité climatique hivernale est un facteur explicatif de l'évolution des surfaces cultivées en céréales d'hiver, qui participent à la couverture hivernale des sols.

Synthèse : L'évolution inter et intra-annuelle de l'occupation et de l'utilisation des sols agricoles

L'analyse à l'échelle régionale des changements détectés de 2000 à 2008 à partir des séries temporelles de fCOVER et des métriques temporelles dérivées de ces séries a permis de mettre en évidence que :

- la répartition des principales classes d'occupation des sols a peu évolué spatialement sur des terres cultivées qui régressent,
- les surfaces en prairies et en cultures fourragères ont diminué au profit des surfaces en céréales, maïs compris, l'élévation du rapport céréales/prairies étant observée à partir de 2002.
- les surfaces cultivées en maïs ont fortement augmenté en 2001
- les surfaces cultivées en céréales ont fortement augmenté en 2006 et 2008

Si l'extension progressive des surfaces cultivées et la diminution des prairies au détriment des céréales s'expliquent par des facteurs politico-économiques liés à la PAC, les variations ponctuelles des proportions en céréales et maïs sont dues tant à des facteurs climatiques, des fortes pluies en 2001, qu'à des facteurs économiques, l'augmentation du prix de vente des céréales en 2007.

L'analyse des dynamiques intra-annuelles des principales cultures à l'échelle régionale à partir des séries temporelles de fCOVER et des métriques temporelles dérivées de ces séries a ensuite permis d'une part de dégager l'évolution moyenne annuelle de la végétation sur la période d'étude, et d'autre part d'évaluer l'impact de la variabilité climatique sur la croissance de la végétation à partir de l'analyse de situations climatiques exceptionnelles. L'analyse détaillée des situations des étés 2003 et 2006 a notamment mis en évidence que le manque d'eau durant des périodes d'un mois contribue à une forte diminution et à un retard de l'activité photosynthétique. L'analyse de la situation de l'année 2007 a montré, quant à elle, l'influence de la douceur des températures et d'une pluviométrie relativement régulière sur l'ensemble de l'année sur la croissance de la végétation.

Notons toutefois qu'il existe un mélange de plusieurs types de couverts végétaux au sein des pixels retenus pour extraire les signatures spectrales, même s'ils sont représentatifs d'un type de couvert végétal dominant. Ceci peut conduire à introduire quelques biais dans l'analyse des variations intra-annuelles de la couverture des sols. Néanmoins, les séries temporelles de fCOVER et les métriques dérivées de ces séries permettent d'identifier les principales tendances et les variations les plus importantes de la couverture végétale pendant une année.

L'analyse des résultats obtenus sur la couverture hivernale des sols sur la période 2000-2008 montre que depuis l'hiver 2001/2002, de moins en moins de parcelles agricoles

ont été laissées sans couverture végétale en hiver avant une culture de maïs. Spatialement, les intercultures sont en extension sur l'ensemble des grands secteurs intensivement cultivés, là où le maïs occupe une place importante. Ces résultats témoignent d'une amélioration significative de la gestion des successions culturales en Bretagne, avec une augmentation de l'implantation d'intercultures, qui couvraient plus de 70 % des surfaces cultivées en maïs en 2007. La cartographie de l'occurrence des sols nus hivernaux sur l'ensemble de la période d'étude montre également un bilan positif, aucun îlot parcellaire n'étant resté en sols nus sur toute la période d'étude. Toutefois, de larges îlots quasi-permanents de sols nus ou peu couverts demeurent en Bretagne Centrale à l'est de Pontivy, dans le Bassin de Châteaulin, dans le secteur situé entre Brest et le Léon ainsi que dans le Pays de Fougères.

Les résultats issus de l'analyse de la variabilité intra-annuelle de la couverture hivernale des sols montrent que sur l'ensemble de la Bretagne, de plus en plus de parcelles sont couvertes longtemps durant l'hiver, l'un des secteurs les plus critiques à cet égard, étant le secteur de Pontivy où d'une part les taux de sols nus à très peu couverts sont très importants, et d'autre part la période durant laquelle ils le restent l'est également. Généralement, les périodes les plus longues correspondent à un sol nu après maïs ou céréales et où un couvert de maïs est implanté l'année suivante.

Enfin, l'analyse des situations hivernales de 2000/2001 et 2005/2006 a montré que l'évolution des intercultures en Bretagne est largement dépendante de l'évolution des températures et des précipitations. Une forte diminution des températures ainsi qu'une forte intensité des précipitations contribuent à une diminution importante des taux de couverture végétale, en liaison avec certains types de circulation atmosphérique. En outre, la variabilité climatique hivernale est un facteur explicatif de l'évolution des surfaces cultivées en céréales d'hiver, qui participent à la couverture hivernale des sols.

CONCLUSION DE LA TROISIEME PARTIE

L'analyse des résultats obtenus à partir des traitements appliqués aux images journalières MODIS a mis en évidence que les séries temporelles reconstruites et prédites dans le cadre de cette étude sont plus cohérentes que les produits MODIS délivrés par la NASA et plus précises spatialement que les produits CYCLOPES.

Nous avons montré qu'à l'échelle régionale, les séries temporelles de réflectance, de variables biophysiques et les classifications sont bien corrélées aux évolutions majeures des principales catégories d'occupation et d'utilisation des sols observées à partir des données statistiques. En outre, les séries temporelles MODIS permettent d'identifier avec une précision de 86 % des îlots parcellaires constituées d'un type d'occupation et d'utilisation du sol dominant à 75% ou plus. Toutefois, elles minimisent ou en maximisent les variations interannuelles des cultures. Néanmoins, on peut tirer avantage de cette exagération des tendances, qui met bien en évidence des processus de concentration ou de dispersion des cultures à l'échelle régionale. Cela confirme bien que les images MODIS peuvent servir à identifier des îlots parcellaires qui basculent globalement d'un type d'occupation des sols à un autre, mais pas à identifier de petites variations se produisant à l'échelle de ces îlots ou encore des changements qui sont limités à une ou quelques petites parcelles qui constituent ces îlots.

L'analyse à l'échelle régionale des changements détectés de 2000 à 2008 à partir des séries temporelles de fCOVER et des métriques temporelles dérivées de ces séries a permis de mettre en évidence une extension progressive des surfaces cultivées et la diminution des prairies au détriment des céréales à partir de 2002 ainsi que des augmentations ponctuelles des proportions en céréales en 2006 et 2008 et en maïs en 2001. Sur l'ensemble de la période analysée, on constate donc une intensification des systèmes de production agricole qui a toutefois tendance à ralentir les deux dernières années, ceci ayant été observé à partir de l'évolution du ratio surfaces herbacées/céréales. D'un point de vue environnemental, la diminution du ratio surfaces herbacées/ surfaces céréalières a un impact négatif sur la qualité des sols, la qualité de l'eau, les échanges terre atmosphère, en favorisant notamment les relargages de carbone. La diminution de ce ratio s'accompagne d'une concentration de plus en plus importante des cultures céréalières qui a également un impact fortement négatif sur l'environnement, dans la mesure où elle contribue à réduire les corridors écologiques constitués de surfaces boisées et de prairies.

Les résultats montrent aussi que depuis l'hiver 2001/2002, de moins en moins de parcelles agricoles ont été laissées sans couverture végétale en hiver avant une culture de maïs. Spatialement, les intercultures sont en extension sur l'ensemble des grands secteurs

intensivement cultivés, et sur une période de plus en plus étendue au cours de l'année, là où le maïs occupe une place importante. Toutefois, de larges îlots quasi-permanents de sols nus ou peu couverts demeurent en Bretagne Centrale à l'est de Pontivy, dans le Bassin de Châteaulin, dans le secteur situé entre Brest et le Léon ainsi que dans le Pays de Fougères.

L'intérêt majeur des images MODIS est donc de permettre d'identifier des « hot spots » à l'échelle régionale, c'est-à-dire des îlots parcellaires qui présentent un risque sur le plan environnemental. A cet égard, les « hot spots » distingués sur la période d'étude sont d'une part les secteurs sur lesquels la concentration de céréales augmente au détriment des prairies, et d'autre part les secteurs qui restent plusieurs années, et pendant une longue période de l'année, sans couverture végétale.

L'occupation agricole annuelle des sols ainsi que la présence de couverture hivernale des sols évoluent donc en fonction de facteurs anthropiques mais également en fonction de la variabilité climatique. Les changements observés sur la période d'étude montrent que les facteurs politico-économiques tiennent une place importante dans les décisions prises par les agriculteurs, au niveau du type de cultures implanté, l'augmentation sensible des surfaces en céréales observée ces deux dernières années en étant un exemple. Les situations mettant en évidence l'influence de la variabilité climatique sur la couverture végétale ne manquent pas sur la période, montrant ainsi que la variabilité climatique a un impact aussi important que les facteurs sociaux et politico-économiques dans les changements observés, en déterminant par exemple l'implantation d'une interculture ou la date de semis des céréales d'hiver. Toutefois, la période d'étude n'est certainement pas suffisamment longue pour détecter, le cas échéant, une évolution tendancielle du climat qui pourrait expliquer les changements observés. D'ailleurs, les résultats obtenus ne montrent pas un renforcement du gradient océanique de l'ouest au sud-est de la Bretagne ou une augmentation de l'intensité des précipitations comme celle qui a été prédite dans le cadre du GIEC (Hegerl *et al.*, 2007). D'autre part, la période d'étude est également trop courte pour mettre en évidence des phénomènes survenant avec un cycle régulier.

Conclusion

Les données de télédétection disponibles jusqu'en 2000 ne permettant pas d'effectuer un suivi spatio-temporel détaillé de l'occupation et de l'utilisation des sols à l'échelle régionale dans des régions au paysage très fragmenté, nous avons formulé l'hypothèse que les séries temporelles d'images récentes à moyenne résolution spatiale pourraient constituer une alternative adaptée pour cela, à condition de développer des méthodes de prétraitement et de traitement adaptées à ces séries d'images.

Deux objectifs principaux ont été poursuivis dans cette thèse, l'un méthodologique et l'autre thématique : l'évaluation de séries temporelles d'images de télédétection à moyenne résolution spatiale pour le suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol à l'échelle régionale en paysage fragmenté ; l'identification et la caractérisation des changements d'occupation et d'utilisation du sol à l'échelle régionale en paysage fragmenté.

Nous avons mis en œuvre une chaîne de prétraitements et de traitements complète à partir des données MODIS acquises au niveau de prétraitement le plus faible, le niveau L1B. Cette chaîne de prétraitements et traitement comprend d'une part des méthodes déjà utilisées sur des images de télédétection, mais qui ont dû faire l'objet d'adaptations pour être appliquées sur des séries temporelles MODIS, et d'autre part des méthodes originales, développées en collaboration avec d'autres chercheurs.

Les prétraitements effectués pour obtenir des séries temporelles de réflectance à 250m de résolution spatiale pour les bandes spectrales 1 à 7 du capteur MODIS incluent plusieurs phases : des corrections atmosphériques à l'aide du modèle 6S sans correction de la diffusion de Mie (aérosols) ; une correction géométrique et une interpolation dans le système de projection lambert 2 étendu ; un masquage des variations des valeurs de réflectance non relatives à l'évolution des surfaces terrestres (nuages et ombres portées) ; une estimation des valeurs manquantes sur l'ensemble des séries temporelles ainsi qu'une interpolation avec un pas d'échantillonnage de 10 jours d'intervalle ; une amélioration du contenu radiométrique des images et une interpolation à 250 m de résolution pour les images acquises à 500 m de résolution spatiale ; une simulation des séries temporelles de réflectance avant le début et après la fin des acquisitions par le capteur MODIS. Il faut noter que ces prétraitements ne comprennent pas d'une part la correction des effets de la diffusion de Mie, aucune estimation de la profondeur des aérosols n'étant disponible, et d'autre part correction des effets directionnels d'observation, l'estimation de la fonction de distribution de la réflectance

bidirectionnels nécessitant un nombre important d'observations sur un laps de temps resserré pour déterminer la géométrie des couverts, ce dont nous ne disposons pas en raison de la fréquence de la couverture nuageuse sur la Bretagne.

Les traitements appliqués sur les séries temporelles d'images de réflectance MODIS préalablement constituées afin d'en extraire des informations sur les changements intra et interannuels de l'état de végétation et de d'occupation et d'utilisation du sol comprennent deux étapes principales : l'estimation des séries temporelles de variables biophysiques à partir du couplage du modèle de transfert radiatif des couverts SAIL et du modèle de transfert radiatif des feuilles PROSPECT ; la dynamique de la couverture végétale notamment en hiver, à l'aide de métriques temporelles appliquées sur les séries de variables biophysiques , ainsi que l'identification des différentes classes d'occupation et d'utilisation des sols à partir de l'application, sur les séries temporelles de variables biophysiques, d'une classification par arbre hiérarchique décisionnel utilisant aussi les métriques temporelles.

Les images produites ont fait l'objet de validations pour chacune des étapes de prétraitement et de traitement avec différents types de données produites à partir des images de télédétection et des séries de données statistiques provenant d'inventaires agricoles ou acquises par des stations météorologiques. Les principaux résultats obtenus montrent qu'à l'échelle régionale, les séries temporelles de réflectance, de variables biophysiques et les classifications sont bien corrélées aux évolutions majeures des principales catégories d'occupation et d'utilisation des sols. Les séries temporelles MODIS permettent d'identifier clairement et avec une bonne précision, supérieure à 86 %, des îlots parcellaires constitués d'un type d'occupation et d'utilisation du sol dominant à 75% ou plus. Comparées à des classifications effectuées avec des images à haute résolution spatiale, les classifications dérivées de séries temporelles d'images à moyenne résolution spatiale permettent de mieux identifier certains types d'occupation et d'utilisation du sol comme les intercultures. Toutefois, elles minimisent ou maximisent les variations interannuelles des cultures. Néanmoins, on peut tirer avantage de cette exagération des tendances, qui met bien en évidence des processus de concentration ou de dispersion des cultures à l'échelle régionale. Cela confirme bien que les images MODIS peuvent servir à identifier des îlots parcellaires qui basculent globalement d'un type d'occupation des sols à un autre, mais pas à identifier de petites variations se produisant à l'échelle de ces îlots ou encore des changements qui sont limités à une ou quelques petites parcelles qui constituent ces îlots.

Sur le plan méthodologique, la partie la plus innovante de ce travail est la méthode utilisée pour constituer des séries temporelles de réflectance :

Tout d'abord, elle comporte l'utilisation de deux méthodes de reconstruction d'images basées respectivement sur les réseaux de Kohonen et sur les fonctions robustes. Les variations des valeurs de réflectance des séries temporelles obtenues avec ces deux méthodes de reconstruction sont très largement liées à l'évolution de la couverture végétale. Ces deux méthodes fournissent des résultats intéressants, en compensant en partie l'absence de correction de la diffusion de Mie et des effets directionnels des couverts végétaux lors de la phase de prétraitement précédente. Les réseaux de Kohonen, appliqués à de courtes séries temporelles de réflectance (moins d'une année) et lorsque le processus est contrôlé par l'utilisateur (notamment la sélection des signatures spectrales échantillons qui entraînent le réseau de neurones) permettent d'estimer correctement les valeurs de réflectance manquantes. En revanche, les résultats obtenus sur une série temporelle longue et de façon automatisée sont contrastés et mettent en évidence que l'automatisation devrait être abordée de manière différente. Toutefois, l'automatisation du procédé sur de longues séries temporelles de réflectance est complexe à mettre en œuvre et demande un temps et des ressources en mémoire importants ainsi que des processeurs puissants. Les fonctions robustes sont, quant à elles, facilement applicables à de longues séries temporelles et fournissent des résultats cohérents sur le plan temporel et spatial. Néanmoins, une partie des changements sont lissés et lorsque aucune donnée n'est disponible sur une longue période, les évolutions tendent à être construites de façon linéaire.

Ensuite, la méthode mise en œuvre pour constituer des séries temporelles de réflectance présente une originalité sur le plan conceptuel : plutôt que de retenir la meilleure valeur de réflectance sur une période donnée pour produire une synthèse d'images, chaque image journalière sans couverture nuageuse est utilisée. Ceci permet d'obtenir des séries temporelles détaillées et sans effets de segmentation dus à des acquisitions effectuées dans différentes conditions d'observations. L'intérêt de la méthode retenue ici a notamment été mis en évidence à travers la comparaison des synthèses d'images MODIS provenant de la NASA et des séries temporelles MODIS que nous avons traitées, qui est à l'avantage de ces dernières. Ainsi, une des principales conclusions que l'on peut tirer de la comparaison des différentes méthodes testées est qu'il apparaît préférable, pour étudier les dynamiques de la végétation en paysage fragmenté et dans un contexte atmosphérique instable, de travailler sur des séries temporelles journalières que sur des synthèses d'images MODIS délivrées par la NASA.

La méthodologie appliquée pour le traitement des données est également originale, et ce à plusieurs titres : les variables biophysiques sont estimées à partir du couplage du modèle de transfert radiatif des couverts SAIL et du modèle de transfert radiatif des feuilles PROSPECT, ce qui n'avait jamais été fait sur des images MODIS ; ce sont les séries temporelles de variables biophysiques et non les séries temporelles de réflectance qui sont utilisées pour identifier les différentes classes d'occupation et d'utilisation des sols. La méthode de classification utilisée s'affranchit de l'extraction de signatures spectrales et utilise un arbre décisionnel, l'arbre étant défini à partir de connaissances théoriques sur la phénologie des végétaux. Enfin, les métriques temporelles ont ici été appliquées sur des séries de variables biophysiques afin de distinguer la dynamique des couverts végétaux et non pour décrire la phénologie de la végétation elle-même.

D'un point de vue thématique, les changements ont été mis en évidence à travers l'évolution de deux indicateurs de l'intensification des systèmes agricoles identifiables à une échelle régionale, le ratio « surfaces herbacées / cultures céréalières », et le taux de couverture hivernale des sols. Sur la période 2000-2008, on observe une extension progressive des surfaces cultivées et la diminution des prairies au détriment des céréales à partir de 2002 ainsi que des augmentations ponctuelles des proportions en céréales en 2008 et en maïs en 2001 et 2006. Cette diminution s'amorce en 2002 et ralentit à partir de 2007, soit une année après l'application de l'Agenda 2000 et du Droit Paiement Unique. D'un point de vue environnemental, la diminution du ratio surfaces herbacées/ surfaces céréalières a un impact négatif sur la qualité des sols, la qualité de l'eau, les échanges terre atmosphère, en favorisant notamment les relargages de carbone. La diminution de ce ratio s'accompagne d'une concentration de plus en plus importante des cultures céréalières qui a également un impact fortement négatif sur l'environnement, dans la mesure où elle contribue à réduire les corridors écologiques constitués de surfaces boisées et de prairies. Les résultats montrent aussi que depuis l'hiver 2001/2002, de moins en moins de parcelles agricoles ont été laissées sans couverture végétale en hiver avant une culture de maïs. Les intercultures sont en extension sur l'ensemble des grands secteurs intensivement cultivés, et sur une période de plus en plus étendue au cours de l'année, là où le maïs occupe une place importante. Toutefois, de larges îlots quasi-permanents de sols nus ou peu couverts demeurent en Bretagne Centrale à l'est de Pontivy, dans le Bassin de Châteaulin, dans le secteur situé entre Brest et le Léon ainsi que dans le Pays de Fougères. Sur la période d'étude on assiste donc à une intensification des systèmes de production agricole *via* l'augmentation des surfaces céréalières. En contrepartie, on assiste à une meilleure gestion des rotations culturales et à l'implantation de plus en plus fréquente d'intercultures.

L'analyse des résultats obtenus a également permis d'identifier les principaux facteurs de changements d'occupation et d'utilisation agricole du sol sur la période d'étude, qui sont à la fois d'origine climatique et anthropique.

Parmi les facteurs anthropiques de changements, les facteurs sociopolitiques tiennent une place majeure dans l'évolution des systèmes agricoles. L'impact des réformes de la PAC a notamment pu être mis en évidence par le biais de l'évolution du rapport surfaces herbacées/surfaces céréalières. Les différentes politiques environnementales, plus particulièrement de recouvrement de la qualité de l'eau, ont un impact notable sur l'occupation hivernale des sols via l'augmentation des surfaces d'intercultures implantées avant le maïs. Les facteurs économiques tiennent également une place majeure dans l'évolution des systèmes agricoles, l'augmentation sensible des surfaces en céréales observée ces deux dernières années en étant un exemple.

Aucune tendance d'évolution liée au changement climatique global n'a pu être mise en évidence sur la période d'étude, celle-ci étant trop courte. En revanche, les résultats ont montré l'influence de la variabilité climatique inter et intra-annuelle sur l'évolution des couverts végétaux et des changements de types d'occupation du sol, en déterminant par exemple l'implantation d'une interculture ou la date de semis des céréales d'hiver.

Plusieurs perspectives peuvent être dégagées à partir de ce travail, tant sur le plan méthodologique que sur le plan thématique.

L'ensemble de la chaîne de prétraitements et de traitements de la série multitemporelle d'images EOS/MODIS qui a été mise en œuvre dans le cadre de cette étude est *a priori* reproductible et applicable à d'autres paysages agricoles caractérisés par une forte variabilité intra et interannuelle des couverts végétaux. Elle a permis de constituer des séries temporelles reconstruites et prédites plus cohérentes et plus précises spatialement que les séries temporelles actuellement disponibles sur le marché, c'est-à-dire les produits MODIS délivrés par la NASA et les produits CYCLOPES. Toutefois, cette chaîne pourrait faire l'objet de travaux ultérieurs afin de mieux l'évaluer et de l'optimiser, notamment sur les points suivants :

- Les méthodes de reconstruction/lissage utilisées doivent être confrontées à d'autres méthodes existantes, afin de mieux évaluer leur apport ;
- Les variables biophysiques estimées à l'aide du modèle PROSPECT-SAIL non exploitées dans le cadre de ce travail, notamment le LAI, doivent faire l'objet d'une évaluation avec des données de terrain relevées avec un protocole adapté ;

- D'autres modèles de transfert radiatif, tels que des modèles à lancer de rayon, pourraient être testés et confrontés au modèle PROSPECT-SAIL, afin d'améliorer l'estimation des variables biophysiques. En ce qui concerne l'application de PROSPECT-SAIL, d'autres méthodes que les réseaux de neurones pourraient être testées pour inverser les valeurs de réflectance.
- Le développement d'une méthode de classification floue devra également être envisagé afin d'identifier clairement les variations respectives de chacune des classes d'occupation et d'utilisation du sol. Le mélange des différents types de couverts n'étant pas linéaire, une méthode non-linéaire doit être développée.
- Le développement et l'application d'une méthode de classification multi-résolutions doit également être envisagé afin d'utiliser au mieux l'apport spatial des informations provenant des images à haute résolution spatiale ainsi que l'apport temporel des séries d'images à moyenne résolution spatiale. Les séries temporelles et les classifications que nous avons produites à partir des images MODIS ont notamment contribué à des recherches effectuées dans ce sens (Robin *et al.*, 2008).

D'un point de vue thématique, l'exploitation partielle de la base de données qui a été constituée a permis de mettre en évidence et d'analyser un certain nombre de changements d'occupation et d'utilisation du sol. Toutefois, une exploitation plus complète de cette base permettrait de :

- distinguer les terres arables et les surfaces toujours en herbe dans l'objectif d'améliorer l'indicateur surfaces herbacées/surfaces céréalières ;
- définir précisément la relation entre la variabilité climatique, les précipitations, les températures et l'insolation d'une part, et l'évolution de la couverture végétale d'autre part afin de modéliser l'évolution de cette dernière. Ceci est envisagé dans le cadre du programme de recherche PSDR-Grand Ouest CLIMASTER (Changements climatiques, systèmes agricoles, ressources naturelles et développement territorial) qui débute fin 2008.
- Déterminer précisément l'impact des changements observés, notamment sur les échanges de carbones, l'érosion des sols, l'emportement d'intrants, et la biodiversité. Ces travaux sont en partie engagés pour la biodiversité dans le cadre du programme de recherche DIVA CORIDOR, Continuités écologiques et politiques publiques, qui a débuté en 2008. Les classifications MODIS que nous avons réalisées servent d'une part à définir le niveau de stabilité inter et intra annuelle du paysage agricole autour des corridors écologiques.

- De valider les séries d'images à basse résolution temporelles ainsi que les changements d'occupation et d'utilisation des sols détectés à partir de ces séries. Ainsi, la comparaison entre les produits CYCLOPES et nos séries temporelles sera étendue et approfondie. En outre, une validation d'indicateurs sur l'évolution de la végétation extrait de séries temporelles de NDVI et effectués par Keith.Mc Cloy pour identifier les changements sur le continent eurasiatique est en cours(McCLoy *et al.*, 2004).

Malgré la durée limitée de la période d'étude, 2000-2008, nous avons pu dégager des tendances d'évolution et détecter des changements ponctuels d'occupation et d'utilisation des sols à l'échelle régionale en Bretagne, liés à des conditions climatiques particulières ou à des changements de pratiques agricoles dus au contexte socio-économique. Nos travaux ont confirmé que l'intérêt majeur des images MODIS est de permettre d'identifier des « hot spots » à l'échelle régionale, c'est-à-dire des îlots parcellaires qui présentent un risque sur le plan environnemental. A cet égard, les « hot spots » distingués sur la période d'étude sont d'une part les secteurs sur lesquels la concentration de céréales augmente au détriment des prairies, et d'autre part les secteurs qui restent plusieurs années, et pendant une longue période de l'année, sans couverture végétale. Ces résultats devraient contribuer à améliorer les pratiques agricoles, dans le cadre du développement d'une agriculture durable.

Références bibliographiques

Abdel Latif, B., Lecerf, R., Mercier, G. et Hubert-Moy, L., 2008. "Low resolution time series analysis with erroneous data", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(7): 2083-2096.

Abdel Latif, B., Lecerf, R., Mercier, G. et Soleiman, B., 2007. "Self-organizing map for surface characterization in time series". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'07*, 23-27 juillet, Barcelone, Espagne, pp 3847-3850.

Abdel Latif, B. et Mercier, G., 2006a. "Self-Organizing Map for Erroneous Data Processing in Time Series Analysis". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'06*, 31 juillet - 4 août, Denver, USA, pp 196-199.

Abdel Latif, B. et Mercier, G., 2006b. "Self-organizing map for erroneous data processing in time series analysis", ITI - Dépt. Image et Traitement Information (GET/ENST Bretagne), TAMCIC - Traitement Algorithmique et Matériel de la Communication, de l'Information et de la Connaissance (GET/ENST Bretagne) p.

Ackerman, S. A., Strabala, K. I., Menzel, W. P., Frey, R. A., Moeller, C. C. et Gumley, L. E., 1998. "Discriminating clear sky from clouds with MODIS", *Journal of Geophysical Research*, 103(D24): 32141-32158.

Adams, R. M., Rosenzweig, C., Peart, R. M., Ritchie, J. T., McCarl, B. A., Glycer, J. D., Curry, R. B., Jones, J. W., Boote, K. J. et Allen Jr, L. H., 1990. "Global climate change and US agriculture", *Nature*, 345(6272): 219-224.

Allen, W. A., Gausman, H. W. et Richardson, A. J., 1973. "Willstatter-Stoll theory of leaf reflectance evaluated by ray tracing", *Applied Optics*, 12(10): 2448.

Allen, W. A., Gayle, T. V. et Richardson, A. J., 1970. "Plant-canopy irradiance specified by the duntley equations", *Journal of Optic Society of America*, 60(3): 372-376.

Allen, W. A. et Richardson, A. J., 1968. "Interaction of light with a plant canopy", *Journal of the Optical Society of America*, 58(8): 1023-1028.

Almeida-Filho, R. et Shimabukuro, Y. E., 2002. "Digital processing of a Landsat-TM time series for mapping and monitoring degraded areas caused by independent gold miners, Roraima State, Brazilian Amazon", *Remote Sensing of Environment*, 79(1): 42-50.

Arino, O., Gross, D., Ranera, F., Bourg, L., Leroy, M., Bicheron, P., Latham, J., Di Gregorio, A., Brockmann, C., Witt, R., Defourny, P., Vancutsem, C., Herold, M., Sambale, J., Achard, F., Durieux, L., Plummer, S. et Weber, J.-L., 2007. "GlobCover: ESA service for global land cover from MERIS". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'07*, 23-28 juillet, Barcelone, Espagne, pp 2412-2415.

Arrouays, D., Balesdent, J., Germon, J. C., Jayet, P. A., Soussana, J. F. et Stengel, P., 2002. "Stocker du carbone dans les sols agricoles en France". Expertise scientifique collective. INRA. Paris, INRA, 332 p.

Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E. T. et Hatfield, J. L., 1984. "Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in Wheat", *Agronomy Journal*, 76: 300-306.

Bacour, C., Baret, F., Béal, D., Weiss, M. et Pavageau, K., 2006. "Neural network estimation of LAI, fAPAR, fCover and LAI×Cab, from top of canopy MERIS reflectance data: Principles and validation", *Remote Sensing of Environment*, 105(4): 313-325.

Bacour, C., Baret, F. et Derive, G., 2003. "CYCLOPES algorithmic development for estimating biophysical products from large swath sensors". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '03*, 21-25 juillet, Toulouse, France, pp 3902-3904.

Bacour, C., Jacquemoud, S., Tourbier, Y., Dechambre, M. et Frangi, J. P., 2002. "Design and analysis of numerical experiments to compare four canopy reflectance models", *Remote Sensing of Environment*, 79(1): 72-83.

Baret, F. et Fourty, T., 1997. "Estimation of leaf water content and specific leaf weight from reflectance and transmittance measurements", *Agronomie*, 17(9-10): 455-464.

Baret, F., Guyot, G. et Major, D. J., 1989. "TSAVI: A Vegetation Index Which Minimizes Soil Brightness Effects On LAI And APAR Estimation". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '89, 12th Canadian Symposium on Remote Sensing*, 10 -14 juillet, Vancouver, Canada, pp 1355-1358.

Baret, F., Morisette, J., Fernandes, R. A., Champeaux, J.-L., Myneni, R., Chen, J., Plummer, S., Weiss, M., Bacour, C., Garrigues, S. et Nickeson, J. E., 2006. "Evaluation of the representativeness of Networks of sites for the Global Validation and Intercomparison of Land Biophysical Products : Proposition of the CEOS-BELMANIP", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(7): 1794-1803.

Baret, F. a. H. O., Geiger, B., Bicheron, P., Miras, B., Huc, M., Berthelot, B., Niño, F., Weiss, M., Samain, O., Roujean, J. L. et Leroy, M., 2007. "LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION: Part 1: Principles of the algorithm", *Remote Sensing of Environment*, 110(3): 275-286.

Bariou, R., Lecamus, D. et Le Hénaff, F., 1986. Dossiers de Teledetection No. 7. Corrections Atmospheriques, Presses Universitaires de Rennes, Rennes, 116 p.

Barnes, C. A. et Roy, D. P., 2008. "Radiative forcing over the conterminous United States due to contemporary land cover land use albedo change", *Geophysical Research Letters*, 35(L09706).

Bartalev, S. A., Belward, A. S., Erchov, D. V. et Isaev, A. S., 2003. "A new SPOT4-VEGETATION derived land cover map of Northern Eurasia", *International Journal of Remote Sensing*, 24(9): 1977-1982.

Bartholomé, E. et Belward, A., 2005. "GLC2000: a new approach to global land cover mapping from Earth observation data", *International Journal of Remote Sensing*, 26(9): 1959-1977.

Baulies, X. et Szejwach, G., 1997. "LUCC Data Requirement Workshop: Survey of needs, gaps and priorities on data for land use/land cover change research". Barcelon, Espagne, IGBP/IHDP-LUCC, 143 p.

Belloncle, J. L., 1997. "La pollution agricole en Bretagne: sites à risque", *Mappemonde*, 45: 1-5.

Benton, T. G., Vickery, J. A. et Wilson, J. D., 2003. "Farmland biodiversity: is habitat heterogeneity the key?" *Trends in Ecology & Evolution*, 18(4): 182-188.

Berk, A., Bernstein, L. S. et Robertson, D. C., 1987. Modtran: A Moderate Resolution Model for LOWTRAN 7, Air Force Geophysics Laboratory, Air Force Systems Command, US Air Force, 48 p.

Betts, R., 2001. "Biogeophysical impacts of land use on present-day climate: near-surface temperature change and radiative forcing", *Atmospheric Science Letters*, 2(1-4): 39-51.

Signal, E. M. et McCracken, D. I., 1996. "Low-intensity farming systems in the conservation of the countryside", *Journal of Applied Ecology* 33(3): 413-424.

Bonan, G. B., 1997. "Effects of land use on the climate of the United States", *Climatic Change*, 37: 449-486.

Borak, J. S., Lambin, E. F. et Strahler, A. H., 2000. "The use of temporal metrics for land cover change detection at coarse spatial scales", *International Journal of Remote Sensing*, 21(6): 1415-1432.

Brakke, T. W. et Smith, J. A., 1987. "A ray tracing model for leaf bidirectional scattering studies". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '87*, 18 - 21 Mai, Ann Arbor, MI, USA, pp 643-648.

Brown de Colstoun, E. C. et Walthall, C. L., 2006. "Improving global scale land cover classifications with multi-directional POLDER data and a decision tree classifier", *Remote Sensing of Environment*, 100(4): 474-485.

Brown, D. G. et Duh, J.-D., 2004. "Spatial simulation for translating from land use to land cover", *International Journal of Geographical Information Science*, 18(1): 35-60.

Burel, F., Baudry, J., Butet, A., Clergeau, P., Delettre, Y., Le Coeur, D., Dubs, F., Morvan, N., Paillat, G., Petit, S., Thenail, C., Brunel, E. et Lefeuvre, J.-C., 1998. "Comparative biodiversity along a gradient of agricultural landscapes", *Acta Oecologica*, 19(1): 47-60.

Burel, F., Butet, A., Delettre, Y. R. et Millàn de la Peña, N., 2004. "Differential response of selected taxa to landscape context and agricultural intensification", *Landscape and Urban Planning*, 67(1-4): 195-204.

C. Huang, Townshend, J. R. G., Liang, S., Kalluri, S. N. V. et Defries, R. D., 2002. "Impact of sensor's point spread function on land cover characterization, assessment and deconvolution", *Remote Sensing of Environment*, 80: 203-212.

Canévet, C., 1992. Le modèle agricole breton, Presses Universitaires de Rennes, Rennes, 397 p.

Carpenter, S. R., Caraco, N. F., Correll, D. L., Howarth, R. W., Sharpley, A. N. et Smith, V. H., 1998. "Nonpoint Pollution of Surface Waters with Phosphorus and Nitrogen", *Ecological Applications*, 8(3): 559-568.

Carrão, H., Gonçalves, P. et Caetano, M., 2008. "Contribution of multispectral and multitemporal information from MODIS images to land cover classification", *Remote Sensing of Environment*, 112(3): 986-997.

Carroll, C., Merton, L. et Burger, P., 2000. "Impact of vegetative cover and slope on runoff, erosion, and water quality for field plots on a range of soil and spoil materials on central Queensland coal mines", *Australian Journal of Soil Research*, 38: 313-327.

Ceccato, P., Flasse, S., Tarantola, S., Jacquemoud, S. et Gregoire, J.-M., 2001. "Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain", *Remote Sensing of Environment*, 77(1): 22-33.

Centre Canadien de Télédétection, 2007, Mis à jour: 21/11/2005, "Glossaire des termes de télédétection." Accédé le 15/01/2007, url: http://www.ccrs.nrcan.gc.ca/glossary/index_f.php?id=503.

Chandrasekhar, S., 1960. Radiative Transfer, Dover, New York, 393 p.

- Chase, T. N., Pielke, R. A., Kittel, T. G. F., Nemani, R. R. et Running, S. W., 1999. "Simulated impacts of historical land cover changes on global climate in northern winter", *Climate Dynamics*, 16(2-3): 93-105.
- Chavez, P. S., Sides, S. C. et Anderson, J. A., 1991. "Comparison of three different methods to merge multi resolution and multi spectral data: Landsat TM and SPOT Panchromatic", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57(3): 195-303.
- Chen, J. et Cihlar, J., 2000. "VESNA: VEGETATION/SPOT for Northern Applications: Final Report for Post-launch Phase (Phase II)". *VEGETATION 2000 conference proceedings*, 3-6 avril 2000, Belgirate, JRC et CNES.
- Chen, J., Jonsson, P., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B. et Eklundh, L., 2004. "A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter", *Remote Sensing of Environment*, 91(3-4): 332-344.
- Chu, D. A., Kaufman, Y. J., Ichoku, C., Remer, L. A., Tanré, D. et Holben, B. N., 2002. "Validation of MODIS aerosol optical depth retrieval over land", *Geophysical Research Letters*, 29(12): 8007.
- Chuvieco, E., Ventura, G., Martin, M. P. et Géomez, I., 2005. "Assessment of multitemporal compositing techniques of MODIS and AVHRR images for burned land mapping", *Remote Sensing of Environment*, 94(4): 450-462.
- Cihlar, J., Latifovic, R., Chen, J., Beaubien, J. et Li, Z., 2000. "Selecting Representative High Resolution Sample Images for Land Cover Studies. Part 1: Methodology", *Remote Sensing of Environment*, 71(1): 26-42.
- Clevers, J., Bartholomeus, H., S., M. et de Wit, A., 2004. "Land Cover Classification with the Medium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS)". *24th EARSeL Symposium "New Strategies for European Remote Sensing"*, Durbovnik, Croatie, EARSEL, pp 354-362.
- Colhoun, E. A., Pola, J. S., Barton, C. E. et Heijnis, H., 1999. "Late Pleistocene vegetation and climate history of Lake Selina, western Tasmania", *Quaternary International*, 57-58: 5-23.
- Combal, B., Baret, F., Weiss, M., Trubuil, A., Macé, D., Pragnère, A., Myneni, R. et Knyazikhin, Y. a. W. L., 2002. "Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance. Using prior information to solve the ill- posed inverse problem", *Remote Sensing of Environment*, 84(1): 1-15.
- Corgne, S., 2004. "Modélisation prédictive de l'occupation des sols en contexte agricole intensif", Thèse de Géographie, Université de Rennes 2, Rennes, 230 p.
- Corpetti, T., 2002. "Estimation et analyse de champs denses de vitesses d'écoulements fluides", Thèse de Traitement du signal et télécommunications, Université de Rennes 1, Rennes, 250 p.
- Cosandey, C., 1984. "Recherches sur les bilans de l'eau dans l'Ouest du Massif Armoricaire", Thèse de Thèse d'hydrologie, Université de Paris IV, Paris, 211 p.
- Cracknell, A. P., 1998. "Review article Synergy in remote sensing-what's in a pixel?" *International Journal of Remote Sensing*, 19(11): 2025 - 2047.
- Dasgupta, P., Levin, S. et Lubchenco, J., 2000. "Economic pathways to ecological sustainability", *BioScience*, 50(4): 339-345.
- Davin, E. L., de Noblet-Ducoudré, N. et Friedlingstein, P., 2007. "Impact of land cover change on surface climate: Relevance of the radiative forcing concept", *Geophysical Research Letters*, 34(13): L13702.

Dawson, T. P., Curran, P. J. et Plummer, S. E., 1998. "LIBERTY--Modeling the Effects of Leaf Biochemical Concentration on Reflectance Spectra", *Remote Sensing of Environment*, 65(1): 50-60.

de Beurs, K. M. et Henebry, G. M., 2004. "Land surface phenology, climatic variation, and institutional change: Analyzing agricultural land cover change in Kazakhstan", *Remote Sensing of Environment*, 89(4): 497-509.

de Jonge, M. R., Wortel, M. J. R. et Spakman, W., 1994. "Regional scale tectonic evolution and the seismic velocity structure of the lithosphere and upper mantle: The Mediterranean region", *Journal of Geophysical Research*, 99(B6): 12,091-12,108.

Denman, K. L., Brasseur, G., Chidthaisong, A., Ciais, P., Cox, P. M., Dickinson, R. E., Hauglustaine, D., Heinze, C., Holland, E., Jacob, D., Lohmann, U., Ramachandran, S., da Silva Dias, P. L., Wofsy, S. C. et Zhang, X., 2007. **Couplings Between Changes in the Climate System and Biogeochemistry**. Climate Change 2007: The Physical Science Basis, Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. S. Solomon, D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M.Tignor et H.L. Miller. Cambridge, Cambridge University Press, 499-588.

Descloitres, J., Sohlberg, R., Owens, J., Giglio, L. A. G. L., Justice, C. A. J. C., Carroll, M. A. C. M., Seaton, J. A. S. J., Crisologo, M. A. C. M., Finco, M. A. F. M., Lannom, K. A. L. K. et Bobbe, T. A. B. T., 2002. "The MODIS rapid response project". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '02*, 24-28 juin, Toronto, Canada, pp 1191-1192.

Di Gregorio, A. et Jansen, L. J. M., 2000. Land Cover Classification System, Concepts and User Manual, Food and Agriculture Organization of the United Nations Publishing Service, Rome, 208 p.

Dickin, E. et Wright, D., 2008. "The effects of winter waterlogging and summer drought on the growth and yield of winter wheat (*Triticum aestivum* L.)", *European Journal of Agronomy*, 28(3): 234-244.

Donald, P. F., 2001. "Agricultural intensification and the collapse of Europe's farmland bird populations", *Proceedings: Biological Sciences*, 268(1462): 25-29.

Doraiswamy, P. C., Doraiswamy, P. C., Stern, A. J. et Akhmedov, B., 2007. "Crop classification in the U.S. Corn Belt using MODIS imagery". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '07*, 23 - 27 juillet, Barcelone, Espagne, pp 809-812.

Dubreuil, V., 1994. "La sécheresse dans la France de l'ouest : Etude d'après les bilans hydriques et les données satellites NOAA-AVHRR", Thèse de géographie, Université de Rennes 2, Rennes, 381 p.

Dubreuil, V., Lecerf, R. et Hubert-Moy, L., 2004. "Analyse de la variabilité climatique interannuelle en région de paysage hétérogène (Bretagne) à partir de synthèses mensuelles NDVI à basse résolution". *17ème colloque international de climatologie*, 8-10 septembre 2004, Caen, pp 31-34.

Dubreuil, V., Lecerf, R. et Hubert-Moy, L., 2005. "Suivi de la sécheresse par télédétection : exemple de l'été 2003 en Bretagne", *Romanian Journal of Climatology*, 1(1): 109-125.

Dubreuil, V. et Marchand, J.-P., 1997. Le climat, l'eau et les hommes, Presses Universitaires de Rennes, Rennes, 333 p.

Duchemin, B., Goubier, J. et Courier, G., 1999. "Monitoring Phenological Key Stages and Cycle Duration of Temperate Deciduous Forest Ecosystems with NOAA/AVHRR Data", *Remote Sensing of Environment*, 67(1): 68-82.

Eastman, J. R. et Fulk, M., 1993. "Long sequence time series evaluation using standardized principal components", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 59(8): 1307-1312.

Eerens, H., Derone, G. et Van Rensbergen, J., 2000. "A new vegetation map of Central Africa Update of the JRC-TREES map of 1992 with SPOT-VEGETATION imagery of 1998". *VEGETATION 2000 conference proceedings*, 3-6 avril 2000, Belgirate, JRC et CNES.

Ehrlich, D. et Lambin, E. F., 1996. "Broad scale land-cover classification and interannual climatic variability", *International Journal of Remote Sensing*, 17(5): 845-862.

Eklundt, L. et Singh, A., 1993. "A comparative analysis of standardized and unstandardized principal components analysis in remote sensing", *International Journal of Remote Sensing*, 14(7): 1358-1370.

Estève, P., 1998. "Inversion du modèle de transfert radiatif DART", Thèse de Télédétection spatiale de la biosphère, Université Paul Sabatier, Toulouse, 147 p.

Evans, J. P. et Geerken, R., 2006. "Classifying rangeland vegetation type and coverage using a Fourier component based similarity measure", *Remote Sensing of Environment*, 105(1): 1-8.

FAO, 2001. "Global Forest Resources Assessment 2000: Main Report". Rome, Food & Agriculture Organization of the United Nations, 512 p.

Feddema, J. F., Oleson, K. W., Bonan, G. B., Mearns, L. O., Buja, L. E., Meehl, G. A. et Washington, W. M., 2005. "The Importance of Land-Cover Change in Simulating Future Climates", *Science*, 310(5754): 1674-1678.

Fillol, E., Baret, F., Weiss, M., Dedieu, G., Demarez, V., Gouaux, P. et Ducrot, D., 2006. "Cover fraction estimation from high resolution SPOT HRV&HRG and medium resolution SPOT-VEGETATION sensors. Validation and comparison over South-West France". *Second Recent Advances in Quantitative Remote Sensing Symposium*, Torrent, Espagne, Global Change Unit, pp 659-663.

Fischer, J. et Grassl, H., 1991. "Detection of cloud top height from backscattered radiances within the Oxygen A band-Part I : theoretical study", *Journal of Applied Meteorology*, 30: 1245-1259.

Flatrès, P., 1986. La Bretagne, Presses Universitaires de France, Paris, 183 p.

Foley, J. A., Defries, R., Asner, G. P., Barford, C., Bonan, G., Carpenter, S. R., Chapin, S. F., Coe, M. T., Daily, G. C., Gibbs, H. K., Helkowski, J. H., Holloway, T., Howard, E. A., Kucharik, C. J., Monfreda, C., Patz, J. A., Prentice, C. I., Ramankutty, N. et Snyder, P. K., 2005. "Global Consequences of Land Use", *Science*, 309(5734): 570-574.

Forster, B. C., 1985. "An examination of some problems and solutions in monitoring urban areas from satellite platforms", *International Journal of Remote Sensing*, 6(1): 139 - 151.

Forster, P., Ramaswamy, V., Artaxo, P., Berntsen, T., Betts, R., Fahey, D. W., Haywood, J., Lean, J., Lowe, D. C., Myhre, G., Nganga, J., Prinn, R., Raga, G., Schulz, M. et Van Dorland, R., 2007. **Changes in Atmospheric Constituents and in Radiative Forcing**. Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. S. Solomon, D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor et H.L. Miller. Cambridge, United Kingdom and New York, USA, Cambridge University Press. **pp. 131-234.**

Fotheringham, A. S., Brunson, C. et Charlton, M., 2001. **Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships**. Modelling Scale in Geographical Information Science. T. N. J. e. Atkinson. Hoboken, NJ, Wiley, 292 p.

Fourty, T. et Baret, F., 1998. "On spectral estimates of fresh leaf biochemistry", *International Journal of Remote Sensing*, 19(7): 1283-1297.

- Fourty, T., Baret, F., Jacquemoud, S., Schmuck, G. et Verdebout, J., 1996. "Leaf optical properties with explicit description of its biochemical composition: Direct and inverse problems", *Remote Sensing of Environment*, 56(2): 104-117.
- Franklin, S. E. et Wulder, M. A., 2002. "Remote sensing methods in medium spatial resolution satellite data land cover classification of large areas", *Progress in Physical Geography*, 26(2): 173-205.
- Friedl, M. A. et Brodley, C. E., 1997. "Decision Tree Classification of Land-Cover from Remotely-Sensed Data", *Remote Sensing of Environment*, 61(3): 399-409.
- Friedl, M. A., McIver, D. K., Hodges, J. C. F., Zhang, X. Y., Muchoney, D., Strahler, A. H., Woodcock, C. E., Gopal, S., Schneider, A., Cooper, A., Baccini, A., Gao, F. et Schaaf, C., 2002. "Global land cover mapping from MODIS: algorithms and early results", *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2): 287-302.
- Fukshansky, L., Fukshansky-Kazarinova, N. et Martinez von Remisowsky, A. M., 1991. "Estimation of optical parameters in a living tissue by solving the inverse problem of the multiframe radiative transfer", *Applied Optics*, 30(22): 3145-3153.
- Fung, T. et LeDrew, E., 1987. "Application of principal components analysis to change detection", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 53(12): 1649-1658.
- Gabrys-Mizera, H., 1976. "MODEL CONSIDERATIONS OF THE LIGHT CONDITIONS IN NONCYLINDRICAL PLANT CELLS", *Photochemistry and Photobiology*, 24(5): 453-461.
- Ganapol, B. D., Johnson, L. F., Hammer, P. D., Hlavka, C. A. et Peterson, D. L., 1998. "LEAFMOD: a new within-leaf radiative transfer model", *Remote Sensing of Environment*, 63(2): 182-193.
- Gao, B. C. et Kaufman, Y. J., 2003. "Water vapor retrievals using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) near-infrared channels", *Journal of Geophysical Research*, 108(13): 4389-+.
- Garrigues, S., 2004. "Hétérogénéité spatiale des surfaces terrestres en télédétection : caractérisation et influence sur l'estimation des variables biophysiques", Thèse, Ecole Nationale Supérieure Agronomique, Rennes, 357 p.
- Garrigues, S., Lacaze, R., Baret, F., Morissette, J., Weiss, M., Nickeson, J. E., Fernandes, R. A., Plummer, S., Shabanov, N. V., Myneni, R., Knyazikhin, Y. et Yang, W., 2008. "Validation and Intercomparison of Global Leaf Area Index Products Derived From Remote Sensing Data", *Journal of Geophysical Research*, 113(G02028).
- Garzelli, A., Nencini, F., Alparone, L., Aiazzi, B. et Baronti, S., 2004. "Pan-sharpening of multispectral images: a critical review and comparison". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '04*, 20-24 septembre, Anchorage, Alaska, USA, pp 84.
- Gastellu-Etchegorry, J. P., Demarez, V., Pinel, V. et Zagolski, F., 1994. "Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies". *International Symposium on Satellite Remote Sensing*, Rome, Italie, SPIE, pp 38-49.
- Gastellu-Etchegorry, J. P., Martin, E. et Gascon, F., 2004. "DART: a 3D model for simulating satellite images and studying surface radiation budget", *International Journal of Remote Sensing*, 25(24): 73-96.
- Geerken, R., Zaitchik, B. et Evans, J. P., 2005. "Classifying rangeland vegetation type and coverage from NDVI time series using Fourier Filtered Cycle Similarity", *International Journal of Remote Sensing*, 26(24): 5535-5554.

- Geist, H. J. et Lambin, E. F., 2002. "Proximate causes and underlying driving forces of tropical deforestation", *BioScience*, 52(2): 143 -150.
- Geist, H. J. et Lambin, E. F., 2004. "Dynamic causal patterns of desertification", *BioScience*, 54(9): 817-819.
- Geman, D. et Reynolds, G., 1992. "Constrained restoration and the recovery of discontinuities", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(3): 367-383.
- Geman, S., McClure, D. E. et Geman, D., 1992. "A nonlinear filter for film restoration and other problems in image processing", *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 54(4): 281-289.
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Stark, R. et Rundquist, D., 2002. "Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction", *Remote Sensing of Environment*, 80(1): 76-87.
- Goel, N. et Strebel, D. E., 1983. "Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. I- Problem definition and initial results using the Suits model", *Remote Sensing of Environment*, 13(6): 487-507.
- Goel, N. S., 1988. "Models of vegetation canopy reflectance and their use in estimation of biophysical parameters from reflectance data", *Remote Sensing Reviews*, 4(1): 212.
- Goel, N. S., 1989. "Inversion of canopy reflectance models for estimation of biophysical parameters from reflectance data", *Theory and applications of optical remote sensing*: 205–251.
- Goel, N. S. et Thompson, R. L., 1984. "Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. IV. Total inversion of the SAIL model", *Remote sensing of environment*, 15(3): 237-253.
- Goetz, S. J., 2002. "Recent advances in remote sensing of biophysical variables : An overview of the special issue ", *Remote Sensing of Environment*, 79(2-3): 145-146.
- Gong, P., Pu, R., Biging, G. S. et Larrieu, M. R., 2003. "Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion hyperspectral data", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(6): 1355-1362.
- Gotelli, N. J. et Ellison, A. M., 2002. "Biogeography at a Regional Scale: Determinants of Ant Species Density in New England Bogs and Forests", *Ecology*, 83(6): 1604-1609.
- Govaerts, Y., 1995. "A Model of Light Scattering in Three-Dimensional Plant Canopies: A Monte Carlo Ray Tracing Approach", Thèse de Physique, Université Catholique de Louvain, Louvain, 197 p.
- Govaerts, Y. et Verstraete, M. M., 1998. "Raytran: a Monte Carlo ray-tracing model to compute light scattering in three-dimensional heterogeneous media", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2): 493-505.
- Goward, S. N., Tucker, C. J. et Dye, D. G., 1985. "North american vegetation patterns observed with the NOAA-7 advanced very high resolution radiometer", *Vegetation*, 64: 3-14.
- Guyot, G., Gu, X. F., Weiss, M. et Baret, F., 1996. "Du signal satellitaire à la réflectance au sol : problèmes direct et inverse", *Photo-interprétation*(2): 119-144.
- Haberlandt, G., 1914. **Optical sense-organs.** Physiological Plant Anatomy. Londres, Macmillan and Co, pp. 613-631.
- Haboudane, D., Miller, J. R., Pattey, E., Zarco-Tejada, P. J. et Strachan, I. B., 2004. "Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture", *Remote Sensing of Environment*, 90(3): 337-352.

- Hagolle, O., Lobo, A., Maisongrande, P., Cabot, F., Duchemin, B. et De Peyrera, A., 2005. "Quality assessment and improvement of temporally composited products of remotely sensed imagery by combination of VEGETATION 1 and 2 images", *Remote Sensing of Environment*, 94(2): 172-186.
- Hale, R. C., Gallo, K. P., Owen, T. W. et Loveland, T. R., 2006. "Land use/land cover change effects on temperature trends at U.S. Climate Normals stations", *Geophysical Research Letters*, 33(L11703).
- Han, K.-S., Champeaux, J.-L. et Roujean, J.-L., 2004. "A land cover classification product over France at 1 km resolution using SPOT4/VEGETATION data", *Remote Sensing of Environment*, 92(1): 52-66.
- Hansen, M. C., Defries, R. S., Townshend, J. R. G. et Sohlberg, R., 2000. "Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach", *International Journal of Remote Sensing*, 21(6-7): 1331-1334.
- Hansen, M. C., DeFries, R. S., Townshend, J. R. G., Sohlberg, R., Dimiceli, C. et Carroll, M., 2002. "Towards an operational MODIS continuous field of percent tree cover algorithm: examples using AVHRR and MODIS data", *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2): 303-319.
- Hanski, I., 2005. "Landscape fragmentation, biodiversity loss and the societal response ", *EMBO reports*, 6(5): pp. 388-392.
- Hegerl, G. C., Zwiers, F. W., Braconnot, P., Gillett, N. P., Luo, Y., Marengo Orsini, J. A., Nicholls, N., Penner, J. E. et Stott, P. A., 2007. **Understanding and Attributing Climate Change. Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.** S. Solomon, D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M.Tignor et H.L. Miller. Cambridge, UK, Cambridge University Press, 80 p.
- Henebry, G. M. et Rieck, D. R., 1996. "Applying principal components analysis to image time series: effects on scene segmentation and spatial structure". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '96*, 27-31 mai, Lincoln, USA, pp 448-450.
- Hess, P. et Brezowsky, H., 1952. "Katalog der Grosswetterlagen Europas", *Bibliothek des Deutschen Wetterdienstes in der US-Zone*, 33: 39.
- Heumann, B. W., Seaquist, J. W., Eklundh, L. et Jonsson, P., 2007. "AVHRR derived phenological change in the Sahel and Soudan, Africa, 1982-2005", *Remote Sensing of Environment*, 108(4): 385-392.
- Hietala-Koivu, R., 2002. "Landscape and modernizing agriculture: a case study of three areas in Finland in 1954-1998 ", *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 91(1-3): 273-281.
- Homewood, K., Lambin, E. F., Coast, E., Kariuki, A., Kikula, I., Kivelia, J., Said, M., Serneels, S. et Thompson, M., 2001. "From the Cover Long-term changes in Serengeti-Mara wildebeest and land cover: Pastoralism, population, or policies?" *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 98(22): 12544-12549.
- Houet, T., 2006. "Occupation des sols et gestion de l'eau : Modélisation prospective en paysage agricole fragmenté (Application au SAGE Blavet)", Thèse de géographie, Université de Rennes 2, Rennes, 367 p.
- Houghton, R. A., Hackler, J. L. et Lawrence, K. T., 1999. "The U.S. carbon budget: contribution from land-use change", *Science*, 285(5427): 574-578.
- Huang, C., Townshend, J. R. G., Liang, S., Kalluri, S. N. V. et DeFries, R. S., 2002. "Impact of sensor's point spread function on land cover characterization- Assessment and deconvolution", *Remote Sensing of Environment*, 80(2): 203-212.

Hubert-Moy, L., 2004. "Occupation des sols et télédétection : De l'inventaire à la modélisation prédictive", Thèse de Géographie (HDR), Université de Rennes 2, Rennes, 278 p.

Hubert-Moy, L., Lecerf, R., Corpetti, T. et Dubreuil, V., 2005. "Monitoring winter vegetation cover using multitemporal modis data". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '05*, 25-29 juillet, Séoul, Corée du sud, pp 2113-2116.

Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X. et Ferreira, L. G., 2002. "Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices", *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2): 195-213.

Huete, A., Justice, C. et Liu, H., 1994. "Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS", *Remote Sensing of Environment*, 49(3): 224-234.

Huete, A., Justice, C. et van Leeuwen, W., 1999, Mis à jour, "MODIS Vegetation Index (MOD13) Algorithm Theoretical Basis Document." Accédé le 13/03/2007, url: http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod13.pdf.

Huete, A. R., 1988. "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)", *Remote Sensing of Environment*, 25(3): 295-309.

Huntley, B. et Webb, T., 1988. *Vegetation history, handbook of vegetation science*, volume 7, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 803 p.

Irwin, E. G. et Geoghegan, J., 2001. "Theory, data, methods: developing spatially explicit economic models of land use change", *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 85(1-3): 7-24.

IUCN, 2004. "2004 IUCN Red List of Threatened Species: A Global Species Assessment". J. E. M. Baillie, Hilton-Taylor, C. et Stuart, S.N. Gland, Suisse, International Union for Conservation and Natural Resources, 217 p.

Jacquemoud, S., 1992. "Utilisation de la haute résolution spectrale pour l'étude des couverts végétaux : développement d'un modèle de réflectance spectrale", Thèse de Physique, Université Paris 7, Paris, 92 p.

Jacquemoud, S., 1993. "Inversion of the PROSPECT+ SAIL canopy reflectance model from AVIRIS equivalent spectra: theoretical study", *Remote Sensing of Environment*, 44(2): 281-292.

Jacquemoud, S., Bacour, C., Poilvé, H. et Frangi, J.-P., 1999. "Inversion de modèles de transfert radiatif pour estimer les caractéristiques d'un couvert végétal à partir de données de télédétection dans le domaine optique". *Colloque International La télédétection optique et radar et la géomatique pour la gestion des problèmes environnementaux*, Ottawa (Canada), pp 113-125.

Jacquemoud, S., Bacour, C., Poilve, H. et Frangi, J. P., 2000. "Comparison of Four Radiative Transfer Models to Simulate Plant Canopies Reflectance: Direct and Inverse Mode", *Remote Sensing of Environment*, 74(3): 471-481.

Jacquemoud, S. et Baret, F., 1990. "PROSPECT: A Model of Leaf Optical Properties Spectra", *Remote Sensing of Environment*, 34(2): 75-91.

Jacquemoud, S., Baret, F., Andrieu, B., Danson, F. M. et Jaggard, K., 1995. "Extraction of vegetation biophysical parameters by inversion of the PROSPECT + SAIL models on sugar beet canopy reflectance data. Application to TM and AVIRIS sensors", *Remote Sensing of Environment*, 52(3): 163-172.

Jacquemoud, S. et Bousquet, L., 2005. "Modélisation des propriétés optiques des feuilles: état de l'art, perspectives et applications en télédétection", *Le 12ème Congrès de l'Association Québécoise de Télédétection, Ville de Saguenay (Canada)*: 10-12.

Jacquemoud, S., Ustin, S. L., Verdebout, J., Schmuck, G., Andreoli, G. et Hosgood, B., 1996. "Estimating leaf biochemistry using the PROSPECT leaf optical properties model", *Remote Sensing of Environment*, 56(3): 194-202.

Jacquemoud, S., Verhoef, W., Baret, F., Zarco-Tejada, P., Asner, G., Francois, C. et Ustin, S., 2006. "PROSPECT+SAIL: 15 Years of Use for Land Surface Characterization". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '06*, 31 juillet - 4 août, Denver, USA, pp 1992-1995.

James, P. M., 2007. "An objective classification for Hess and Brezowsky Grosswetterlagen over Europe", *Theoretical and Applied Climatology*, 88: 17-42.

Jeanjean, H. et Gülinck, H., 2000. "European Forest Mapping using VEGETATION data". *VEGETATION 2000 conference proceedings*, 3-6 avril 2000, Belgirate, JRC et CNES.

Ji, C. Y., 2000. "Land-Use Classification of Remotely Sensed Data Using Kohonen Self-Organizing Feature Map Neural Networks", *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 66(12): 1451-1460.

Ji, L. et Peters, A. J., 2003. "Assessing vegetation response to drought in the northern Great Plains using vegetation and drought indices", *Remote Sensing of Environment*, 87(1): 85-98.

Ji, L. et Peters, A. J., 2007. "Performance evaluation of spectral vegetation indices using a statistical sensitivity function", *Remote Sensing of Environment*, 106(1): 59-65.

Jordan, C. F., 1969. "Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor", *Ecology*(50): 663-666.

Jupp, D. L. B., Walker, J. et Penridge, L. K., 1986. "Interpretation of vegetation structure in Landsat MSS imagery: A case study in disturbed semi-arid eucalypt woodlands. Part 2. Model-based analysis", *Journal of Environmental Management*, 23(1): 35-57.

Justice, C. O., Townshend, J. R. G., Holben, B. N. et Tucker, C. J., 1985. "Analysis of the phenology of global vegetation using meteorological satellite data", *International Journal of Remote Sensing*, 6(8): 1271-1318.

Justice, C. O., Townshend, J. R. G., Vermote, E. F., Masuoka, E., Wolfe, R. E., Saleous, N., Roy, D. P. et Morisette, J. T., 2002. "An overview of MODIS Land data processing and product status", *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2): 3-15.

Justice, C. O., Vermote, E., Townshend, J. R. G., Defries, R., Roy, D. P., Hall, D. K., Salomonson, V. V., Privette, J. L., Riggs, G., Strahler, A., Lucht, W., Myneni, R. B., Knyazikhin, Y., Running, S. W., Nemani, R. R., Wan, Z., Huete, A. R., Leeuwen, W. V., Wolfe, R. E., Giglio, L., Muller, J.-P., Lewis, P. et Barnsley, M. J., 1998. "The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) : Land Remote Sensing for Global Research", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4): 1228-1249.

Kallel, A., 2007. "Inversion d'images satellites "haute résolution" visible/infrarouge pour le suivi de la couverture végétale des sols en hiver par modélisation du transfert radiatif, fusion de données et classification", Thèse de Physique, Université Paris-sud 11, Vélizy, 198 p.

Kaufman, Y. J. et Tanre, D., 1992. "Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 261-270.

- Key, J. R. et Schweiger, A. J., 1998. "Tools for atmospheric radiative transfer: Streamer and FluxNet", *Computers & Geosciences*, 24(5): 443-451.
- Kiehl, J. et Trenberth, K., 1997. "Earth's annual global mean energy budget", *Bulletin of the American Meteorological Society*, 78: 197-206.
- Kimes, D. S. et Kirchner, J. A., 1982. "Radiative transfer model for heterogeneous 3-D scenes", *Applied Optics*, 21(22): 4119-4129.
- Klein Tank, A. M. G., Wijngaard, J. B., Können, G. P., Böhm, R., Demarée, G., Gocheva, A., Mileta, M., Pashiardis, S., Hejkrlik, L., Kern-Hansen, C., Heino, R., Bessemoulin, P., Müller-Westermeier, G., Tzanakou, M., Szalai, S., Palsdottir, T., Fitzgerald, D., Rubin, S., Capaldo, M., Maugeri, M., Leitass, A., Bukantis, A., Aberfeld, R., Van Engelen, A. F. V., Forland, E., Miletus, M., Coelho, F., Mares, C., Razuvaev, V., Nieplova, E., Cegnar, T., Lopez, J. A., Dahlström, B., Moberg, A., Kirchhofer, W., Ceylan, A., Pachaliuk, O., Alexander, L. V. et Petrovic, P., 2002. "Daily dataset of 20th-century surface air temperature and precipitation series for the European Climate Assessment", *International Journal of Climatology*, 22: 1441-1453.
- Kneizys, F. X., Shettle, E. P., Abreu, L. W., Chetwynd, J. H. et Anderson, G. P., 1988. "Users Guide to LOWTRAN 7".
- Knyazikhin, Y., Glassy, J., Privette, J. L., Tian, Y., Lotsch, A., Zhang, Y., Wang, Y., Morisette, J., Votava, P., Myneni, R. B., Nemani, R. R. et Running, S. W., 1999, Mis à jour, "MODIS Leaf Area Index (LAI) and Fraction of Photosynthetically Active Radiation Absorbed by Vegetation (FPAR) Product (MOD15) Algorithm Theoretical Basis Document." Accédé le 17/03/2007, url: http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod15.pdf.
- Koetz, B., Baret, F., Poilvé, H. et Hill, J., 2005. "Use of coupled canopy structure dynamic and radiative transfer models to estimate biophysical canopy characteristics", *Remote Sensing of Environment*, 95(1): 115-124.
- Kohonen, T., 1990. "The Self-Organizing Map", *Proceedings of the IEEE*, 78(9): 1464-1480.
- Kohonen, T., 2001. *Self-Organizing Maps*, Springer-Verlag, Berlin, 521 p.
- Kotchenova, S. Y. et Vermote, E. F., 2007. "Validation of a vector version of the 6S radiative transfer code for atmospheric correction of satellite data. Part II. Homogeneous Lambertian and anisotropic surfaces", *Applied Optics*, 46(20): 4455-4464.
- Kotchenova, S. Y., Vermote, E. F., Levy, R. et Lyapustin, A., 2008. "Radiative transfer codes for atmospheric correction and aerosol retrieval: intercomparison study", *Applied Optics*, 47(13): 2215-2226.
- Krupinsky, J. M., Tanaka, D. L., Merrill, S. D., Liebig, M. A. et Hanson, J., 2006. "Crop sequence effects of 10 crops in the northern Great Plains", *Agricultural Systems*, 88(2-3): 227-254.
- Kubelka, P. et Munk, F., 1931. "Ein Beitrag zur Optik der Farbanstriche", *Zeitschrift für Technische Physik*, 12: 593-601.
- Kueppers, L. M., Snyder, M. A., Sloan, L. C., Cayan, D., Jin, J., Kanamaru, H., Kanamitsu, M., Miller, N. L., Tyree, M., Du, H. et Weare, B., 2008. "Seasonal temperature responses to land-use change in the western United States", *Global and Planetary Change*, 60(3-4): 250-264.
- Kumar, R. et Silva, L., 1973. "Light ray tracing through a leaf cross section", *Applied Optics*, 12(12): 2950.
- Kuusk, A., 1985. "The hot spot effect of a uniform vegetative cover", *Soviet Journal of Remote Sensing*, 3: 645-658.

Kuusk, A., 1991. "Determination of vegetation canopy parameters from optical measurements", *Remote sensing of environment*, 37(3): 207-218.

Laio, F., Porporato, A., Fenandez-Illescas, C. P. et Rodriguez-Iturbe, I., 2001. "Plants in water-controlled ecosystems: active role in hydrologic and response to water stress IV. Discussions of real cases", *Advances in Water Resources*, 24(7): 707-723.

Lambin, E. F., Baulies, X., Bockstael, N., Fischer, G., Krug, T., Leemans, R., Moran, E. F., Rindfuss, R. R., Sato, Y., Skole, D., Turner II, B. L. et Vogel, C., 1999. "Land-use and land-cover change (LUCC): Implementation strategy". Stockholm, IGBP-IHDP, 125 p.

Lambin, E. F. et Ehrlich, D., 1997. "Land-cover changes un sub-saharan Africa (1982-1991) : Application of a change index based on remotely sensed surface temperature and vegetation indices at a continental scale", *Remote Sensing of Environment*, 61: 181-200.

Lambin, E. F. et Geist, H. J., 2006. *Land-Use and Land-Cover Change: Local Processes and Global Impacts*, Springer, Heidelberg, 222 p.

Lambin, E. F., Rounsevell, M. D. A. et Geist, H. J., 2000. "Are agricultural land-use models able to predict changes in land-use intensity?" *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 82(1-3): 321-331.

Lambin, E. F. et Strahler, A. H., 1994. "Indicators of land-cover change for change-vector analysis in multitemporal space at coarse spatial scales", *International Journal of Remote Sensing*, 15(10): 2099 - 2119.

Lambin, E. F. et Strahler, A. H., 1994a. "Indicators of land-cover change for change-vector analysis in multitemporal space at coarse spatial scales", *International Journal of Remote Sensing*, 15(10): 2099 - 2119.

Lambin, E. F. et Strahler, A. H., 1994b. "Change-vector analysis in multitemporal space : A tool to detect and categorize land-cover change processes using high temporal-resolution satellite data", *Remote Sensing of Environment*(48): 231-244.

Lambin, E. F., Turner, B. L., Geist, H. J., Agbola, S. B., Angelsen, A., Bruce, J. W., Coomes, O. T., Dirzo, R., Fischer, G., Folke, C., George, P. S., Homewood, K., Imbernon, J., Leemans, R., Li, X., Moran, E. F., Mortimore, M., Ramakrishnan, P. S., Richards, J. F., Skanes, H., Steffen, W., Stone, G. D., Svedin, U., Veldkamp, T. A., Vogel, C. et Xu, J., 2001. "The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths", *Global Environmental Change*, 11(4): 261-269.

Latifovic, R., Zhu, Z. L., Cihlar, J., Giri, C. et Olthof, I., 2004. "Land cover mapping of North and Central America—Global Land Cover 2000", *Remote Sensing of Environment*, 89(1): 116-127.

Lawrence, R. L. et Ripple, W. J., 1998. "Comparisons among Vegetation Indices and Bandwise Regression in a Highly Disturbed, Heterogeneous Landscape: Mount St. Helens, Washington", *Remote Sensing of Environment*, 64(1): 91-102.

Layer, B., Walter, C. et Mérot, P., 2003. "The effects of hedgerows on soil organic carbon storage in hillslopes ", *Soil use and management*, 19: 201-207.

Le Treut, H., Somerville, R., Cubasch, U., Ding, Y., Mauritzen, C., Mokssit, A., Peterson, L. et Prather, M., 2007. **Historical Overview of Climate Change.** Climate change 2007, The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. S. Solomon, D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M.Tignor et H.L. Miller. Cambridge, United Kingdom and New York, USA, Cambridge University Press, pp. 95-127.

Lecerf, R., 2003. "Suivi de l'occupation du sol à l'échelle régionale à partir de séries temporelles d'images basse résolution : Analyse comparée de données AVHRR, VGT et MODIS sur la Bretagne." Rennes, Mémoire de DEA, Géographie, Université de Rennes 2, 83 p.

Lecerf, R., Corpetti, T., Hubert-Moy, L. et Dubreuil, V., 2005. "Monitoring land use and land cover changes in oceanic and fragmented landscapes with reconstructed MODIS time series". *2005 International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images*, , 16-18 May 2005, Biloxi, USA, IEEE International, pp 195-199.

Lecerf, R., Dubreuil, V. et Hubert-Moy, L., 2005. "Suivi de l'occupation hivernale des sols par télédétection basse résolution en paysage fragmenté : comparaison de séries temporelles de NDVI NOAA/AVHRR, SPOT/VEGETATION et EOS/MODIS". *XII Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 16-21 avril 2005, Goiania, Brésil, pp 3093-3095.

Lecerf, R., Hubert-Moy, L., Corpetti, T. et Dubreuil, V., 2006. "Détermination et suivi de la couverture hivernale des sols à l'échelle régionale par télédétection: Evaluation des données EOS/MODIS en paysage fragmenté". *Colloque International Nature-Société: analyses et modèles*, La Baule, France, pp 4.

Lecerf, R., Hubert-Moy, L., Corpetti, T., Dubreuil, V., Abdel Latif, B., Mercier, G., Thenail, C. et Barillé, P., 2007. "Suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols d'origine anthropique et climatique à l'échelle régionale par télédétection ; Application à la Bretagne". Rennes, Région Bretagne - Laboratoire COSTEL, 79 p.

Lehtonen, H., Lankoski, J. et Niemi, J., 2005. "Evaluating the impact of alternative agricultural policy scenarios on multifunctionality", *Trade Agreements, Multifunctionality and Eu Agriculture*.

Lhermitte, S., Verbesselt, J., Jonckheere, I., Nackaerts, K., van Aardt, J. A. N., Verstraeten, W. W. et Coppin, P., 2008. "Hierarchical image segmentation based on similarity of NDVI time series", *Remote Sensing of Environment*, 112(2): 506-521.

Li, K. Y., Coe, M. T., Ramankutty, N. et Jong, R. D., 2007. "Modeling the hydrological impact of land-use change in West Africa", *Journal of Hydrology*, 337(3-4): 258-268.

Li, X. et Strahler, A. H., 1985. "Geometric-optical modeling of a conifer forest canopy", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 23(5): 705-721.

Lieth, H., 1974. "Phenology and seasonality modelling", *Ecological studies*, 8: 209-214.

Lioubimtseva, E., Cole, R., Adams, J. M. et Kapustin, G., 2005. "Impacts of climate and land-cover changes in arid lands of Central Asia", *Journal of Arid Environments*, 62(2): 285-308.

Lohmann, D., Raschke, E., Nijssen, B. et Lettenmaier, D. P., 1998. "Regional scale hydrology: II. Application of the VIC-2 L model to the Weser River, Germany", *Hydrological Science Journal*, 43(1): 143-158.

Louahala, S., Fisher, A., Podaire, A. et Viovy, N., 1991. "Classification de profils temporels de NDVI AVHRR/NOAA et sensibilité à l'occupation du sol et aux conditions climatiques en région tempérée". *Proceedings of the 5th International Colloquium - Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Courchevel, pp 647-650.

Loveland, T. R., Merchant, J. W., Ohlen, D. O. et Brown, J. F., 1991. "Development of a land-cover characteristics database for the conterminous U.S." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57(11): 1453-1463.

Loveland, T. R., Reed, B. C., Brown, J. F., Ohlen, D. O., Zhu, J., Yang, L. et Merchant, J. W., 2000. "Development of a Global Land Cover Characteristics Database and IGBP DISCover from 1-km AVHRR Data", *International Journal of Remote Sensing*, 21(7): 303-330.

Loveland, T. R., Zhu, Z., Ohlen, D. O., Brown, J. F., Reed, B. C. et Yang, L., 1999. "An analysis of the IGBP global land-cover characterization process", *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 65(9): 1021-1032.

Lupo, F., Reginster, I. et Lambin, E., 2001. "Monitoring land-cover changes un West Africa with SPOT VEGETATION : Impact of natural disasters in 1998-1999." *International Journal of Remote Sensing*, 22: 2633-2639.

Ma, Q., Ishimaru, A., Phu, P., Kuga, Y. et SpaceLabs, I., 1990. "Transmission, reflection, and depolarization of an optical wave for a single leaf", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(5): 865-872.

Maier, S. W., Lüdeker, W. et Günther, K. P., 1999. "SLOP : A revised version of the stochastic model for leaf optical properties", *Remote sensing of environment*, 68(3): 273-280.

Maignan, F., Breon, F. M., Bacour, C., Demarty, J. et Poirson, A., 2008. "Interannual vegetation phenology estimates from global AVHRR measurements: Comparison with in situ data and applications", *Remote Sensing of Environment*, 112(2): 496-505.

Marceau, D. J., Gratton, D. J., Fournier, R. A. et Fortin, J.-P., 1994a. "Remote sensing and the measurement of geographical entities in a forested environment. 2. The optimal spatial resolution", *Remote Sensing of Environment*, 49(2): 105-117.

Marceau, D. J., Howarth, P. J. et Gratton, D. J., 1994b. "Remote sensing and the measurement of geographical entities in a forested environment. 1. The scale and spatial aggregation problem", *Remote Sensing of Environment*, 49(2): 93-104.

Marguerie, D., Antoine, A., Thenail, C., Baudry, J., Bernard, V., Burel, F., Catteddu, I., Daire, M.-Y., Gautier, M., Gebhardt, A., Guibal, F., Kergreis, S., Lanos, P., Coeur, D. L., Du, L. L., Mérot, P., Naas, P., Ouin, A. et Pichot, D., 2003. **Bocages armoricains et sociétés: genèse, évolution et interactions. Des milieux et des hommes: fragments d'histoires croisées.** T. Muxart, F. D. Vivien, B. Villalba et J. Burnouf. Paris, Elsevier, collection environnement, pp. 115-131.

Markham, B. et Townshend, J. R. G., 1981. "Land cover classification accuracy as a function of sensor spatial resolution". *Proceedings 15th Int. Symp. on Remote Sensing of Environment*, Ann Arbor, MI, pp 1075-1090.

Martinez von Remisowsky, A., McClendon, J. H. et Fukshansky, L., 1992. "Estimation of the optical parameters and light gradients in leaves: multi-flux versus two-flux traitement", *Photochemistry and Photobiology*, 55(6): 857-865.

Mather, J. R. et Sdasyuk, G. V., 1991. *Global Change: Geographical Approaches*, University of Arizona Press, 289 p.

Matson, P. A., Parton, W. J., Power, A. G. et Swift, M. J., 1997. "Agricultural Intensification and Ecosystem Properties", *Science*, 277(5325): 504-509.

Matthews, H. D., Weaver, A. J., Eby, M. et Meissner, K. J., 2003. "Radiative forcing of climate by historical land cover change", *Geophysical Research Letters*, 30(2): 271-274

May, R. M., Lawton, J. H. et Stork, N. E., 1995. **Assessing extinction rates.** Extinction Rates. J. H. e. M. Lawton, R.M. Oxford, Oxford University Press, pp. 1-24.

Mayaux, P., 2003. "Validation of the Global Land Cover 2000 Products". *GLC 2000 'Final Results' Workshop*, Ispra, 24-26 March 2003.

- Mayaux, P., Bartholome, E., Fritz, S. et Belward, A., 2004. "A new land-cover map of Africa for the year 2000", *Journal of Biogeography*, 31(6): 861-877.
- McCloy, K. R. et Lucht, W., 2004. "Comparative evaluation of seasonal patterns in long time series of satellite image data and simulations of a global vegetation model", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(1): 140-153.
- Medley, K. E., Okey, B. W., Barrett, G. W., Lucas, M. F. et Renwick, W. H., 1995. "Landscape change with agricultural intensification in a rural watershed, southwestern Ohio, USA", *Landscape Ecology*, 10(3): 161-176.
- Melamed, N. T., 2004. "Optical Properties of Powders. Part I. Optical Absorption Coefficients and the Absolute Value of the Diffuse Reflectance. Part II. Properties of Luminescent Powders", *Journal of Applied Physics*, 34(3): 560.
- Meynier, A., 1976. Atlas et géographie de la Bretagne, Flammarion, Paris, 293 p.
- Millán de la Peña, N., Butet, A., Delettre, Y. R., Paillat, G., Morant, P., Le Du, L. et Burel, F., 2003. "Response of the small mammal community to changes in western French agricultural landscapes", *Landscape Ecology*, 18(3): 265-278.
- Moody, A. et Woodcock, C. E., 1994. "Scale-dependent errors in the estimation of land-cover proportions: implications for global land-cover datasets", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 60(5): 585-594.
- Moody, A. et Woodcock, E., 1995. "The influence of scale and the spatial characteristics of landscapes on land-cover mapping using remote sensing", *Landscape Ecology*, 10(6): 363-379.
- Moreau, L. et Li, Z., 1996. "A new approach for remote sensing of canopy absorbed photosynthetically active radiation." *Remote Sensing of Environment*, 55: 192-204.
- Morisette, J., Baret, F., Privette, J. L., Myneni, R., Nickeson, J. E., Garrigues, S., Shabanov, N. V., Weiss, M., Fernandes, R. A., Leblanc, S. G., Kalacska, M., Sanchez-Azofeifa, G. A., Chubey, M., Rivard, B., Stenberg, P., Rautiainen, M., Voipio, P., Manninen, T., Pilant, A. N., Lewis, T. E., Iiams, J. S., Colombo, R., Meroni, M., Busetto, L., Cohen, W. B., Turner, D. P., Warner, E. D., Petersen, G. W., Seufert, G. et Cook, R., 2006. "Validation of global moderate-resolution LAI products: a framework proposed within the CEOS land product validation subgroup", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(7): 1804-1917.
- Morton, D. C., DeFries, R. S., Shimabukuro, Y. E., Anderson, L. O., Arai, E., del Bon Espirito-Santo, F., Freitas, R. et Morisette, J., 2006. "Cropland expansion changes deforestation dynamics in the southern Brazilian Amazon", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103(39): 14637.
- Mucher, C. A., Steinnocher, K. T., Kressler, F. P. et Heunks, C., 2000. "Land cover characterization and change detection for environmental monitoring of pan-Europe", *International Journal of Remote Sensing*, 21(6): 1159-1181.
- Mücher, C. A., Stomph, T. J. et Fresco, L. O., 1993. "Proposal for a global land use classification". Wageningen, FAO/ITC/WAU, 20 p.
- Muukkonen, P. et Heiskanen, J., 2007. "Biomass estimation over a large area based on standwise forest inventory data and ASTER and MODIS satellite data: A possibility to verify carbon inventories", *Remote Sensing of Environment*, 107(4): 617-624.
- Myhre, G., Kvalevåg, M. M. et Schaaf, B. S., 2005. "Radiative forcing due to anthropogenic vegetation change based on MODIS surface albedo data", *Geophysical Research Letters*, 32(21): 4 L21410

- Myneni, R. B., Ross, J. et Asrar, G., 1989. "A review on the theory of photon transport in leaf canopies", *Agricultural and forest meteorology*, 45(1-2): 1-153.
- Nabucet, J., 2006. "Evaluation des données de télédétection à très haute résolution Quickbird pour l'estimation du taux de couverture hivernale des sols", Mémoire de Master 2, Université de Rennes 2, 36 p.
- Nemani, R. R., Running, S. W., Pielke, R. A. et Chase, T. N., 1996. "Global vegetation cover changes from coarse resolution satellite data", *Journal of Geophysical Research*, 101: 7157-7162.
- Netting, R. M., 1993. *Smallholders, Householders, Farm Families and The Ecology of Intensive, Sustainable Agriculture*, Stanford University Press, Stanford, 416 p.
- Newnham, G. J. et Burt, T., 2001. "Validation of a leaf reflectance and transmittance model for three agricultural crop species". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '01*, 9 - 13 juillet, Sydney, Australie, pp 2976-2978.
- Nilson, T. et Kuusk, A., 1989. "A reflectance model for the homogeneous plant canopy and its inversion", *Remote Sensing of Environment*, 27(2): 157-167.
- O'Neill, R. V., Hunsaker, C. T., Timmins, S. P., Jackson, B. L., Jones, K. B., Riitters, K. H. et Wickham, J. D., 1996. "Scale problems in reporting landscape pattern at the regional scale", *Landscape Ecology*, 11(3): 169-180.
- Ojima, D., Moran, E., Connell, W., Stafford Smith, M., Laumann, G., Morais, J. et Young, B., 2005. "Global Land Project - Science Plan and Implementation Strategy". Stockholm, IGBP-IHDP, 64 p.
- Olesen, J. E. et Bindi, M., 2002. "Consequences of climate change for European agricultural productivity, land use and policy", *European Journal of Agronomy*, 16(4): 239-262.
- Otterman, J. et Weiss, G. H., 1984. "Reflection from a field of randomly located vertical protrusions", *Applied Optics*, 23(12): 1931-1936.
- Özisik, M. N., 1973. *Radiative transfer and interaction with conduction and convection*, John Wiley and Sons, New York, 575 p.
- Parry, M., 1989. "The Impact of Climatic Variations on Agriculture", *Bulletin of the American Academy of Arts and Sciences*, 42(8): 30-36.
- Pearson, R. L. et Miller, L. D., 1972. "Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short grass prairie, pawnee national grasslands, colorado". *8th International Symposium on Remote Sensing of the Environment*, Ann Arbor, Michigan (USA), ERIM, pp 1357-1381.
- Pielke, R. A., 2005. "Land Use and Climate Change", *Science*, 310(5754): 1625-1626.
- Pinel, V., 1997. "Apport de la modélisation du transfert radiatif pour l'étude des écosystèmes forestiers par télédétection", Thèse de Télédétection Spatiale de la Biosphère, Université Paul Sabatier, Toulouse, 276 p.
- Pinty, B. et Verstraete, M. M., 1992. "GEMI : a non-linear index to monitor global vegetation from satellites", *Vegetatio*, 101(1): 15-20.
- Piurr, H.-P., 2003. "Environmental policy, agri-environmental indicators and landscape indicators", *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 98(1-3): 17-33.
- Planchon, O., 2000. "A study of the coastal climates in France using temperature and precipitation data", *Meteorological Applications*, 7(217-228).

Planchon, O., Dubreuil, V., Bernard, V. et Blain, S., 2007. "Apport de la dendrochronologie pour l'étude des sécheresses dans le Nord-Ouest de la France (XIX-XXe s.)". *Actes du 20ème colloque de l'Association Internationale de Climatologie*, Tunis, pp 478-483.

Planchon, O. et Dupont, N., 2008. "Identification of spring weather patterns causing floods in the East of Brittany (France)", *Geophysical Research Abstracts*, 10(EGU2008-A-09846).

Poudevigne, I. et Alard, D., 1997. "Landscape and Agricultural Patterns in Rural Areas: a Case Study in the Brionne Basin, Normandy, France ", *Journal of Environmental Management*, 50(4): 335-349.

Prentice, I. C. et Solomon, A. M., 1991. "Vegetation models and global change", *Global Changes of the Past*, 1(5): 365-383.

Puech, C., 2000. "Utilisation de la télédétection et des modèles numériques de terrain pour la connaissance du fonctionnement des hydrosystème", Thèse de Mécanique des Milieux, Géophysique et Environnement (HDR) INPG, Grenoble, 83 p.

Quénol, H., Dubreuil, V., Minet, A. et Van Gelder, C., 2006. "Dynamics of the Vegetation in relation to the Urban Heat Island in Rennes (France)". *International Conference on Urban Ecology in Berlin, Shrinking cities : Ecological consequences and challenges for Urban Development Berlin*, 15-16 septembre 2006, Berlin.

Quénol, H., Planchon, O. et Corgne, S., 2008. "Interest of the Hess-Brezowsky classification of circulation patterns in the analysis of rainy winters in Brittany (France)", *Geophysical Research Abstracts*, 10(EGU2008-A-01279).

Rahman, H. et Dedieu, G., 1994. "SMAC : a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum", *International Journal of Remote Sensing*, 15(1): 123-143.

Ranchin, T. et Wald, L., 2000. "Fusion of high spatial and spectral resolution images: the ARSIS concept and its implementation", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(1): 49-61.

Rast, M., Bezy, J. L. et Bruzzi, S., 1999. "The ESA Medium Resolution Imaging Spectrometer MERIS a review of the instrument and its mission", *International Journal of Remote Sensing*, 20(9): 1681 - 1702.

Rautiainen, M., 2005. "Retrieval of leaf area index for a coniferous forest by inverting a forest reflectance model", *Remote Sensing of Environment*, 99(3): 295-303.

Reed, B. C., Brown, J. F., VanderZee, D., Loveland, T. R., Merchant, J. W. et Ohlen, D. O., 1994. "Measuring Phenological Variability from Satellite Imagery", *Journal of Vegetation Science*, 5(5): 703-714.

Reed, B. C., Loveland, T. R. et Tieszen, L. L., 1996. "An approach for using AVHRR data to monitor U.S. Great Plains grasslands", *Geocarto International*, 11(3): 13-22.

Remer, L. A., Kaufman, Y. J., Tanr\`e, D., Mattoo, S., Chu, D. A., Martins, J. V., Li, R. R., Ichoku, C., Levy, R. C., Kleidman, R. G., Eck, T. F., Vermote, E. et Holben, B. N., 2005. "The MODIS Aerosol Algorithm, Products, and Validation", *Journal of Atmospheric Sciences*, 62: 947-973.

Reynolds, R. W., 1988. "A Real-Time Global Sea Surface Temperature Analysis", *Journal of Climate*, 1: 75-87.

Reynolds, R. W., Rayner, N. A., Smith, T. M., Stokes, D. C. et Wang, W., 2002. "An Improved In Situ and Satellite SST Analysis for Climate", *Journal of Climate*, 15: 1609-1625.

- Richter, T. et Fukshansky, L., 1996. "Optics of a bifacial leaf: 1. A novel combined procedure for deriving the optical parameters", *Photochemistry and Photobiology*, 63(4): 507-516.
- Risbey, J., Kandlikar, M., Dowlatabadi, H. et Graetz, D., 1999. "Scale, context, and decision making in agricultural adaptation to climate variability and change", *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 4(2): 137-165.
- Ritter, W. F. et Shirmohammadi, A., 2001. *Agricultural Nonpoint Source Pollution: Watershed Management and Hydrology*, CRC Press, New York, USA, 352 p.
- Robin, A., Le Hegarat-Masclé, S. et Moisan, L., 2008. "Unsupervised Subpixelic Classification Using Coarse-Resolution Time Series and Structural Information", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(5): 1359-1374.
- Robin, M., 2001. *La télédétection: des satellites aux systèmes d'information géographiques*, Nathan Université, Paris, 320 p.
- Roder, A., Hill, J., Duguay, B., Alloza, J. A. et Vallejo, R., 2008. "Using long time series of Landsat data to monitor fire events and post-fire dynamics and identify driving factors. A case study in the Ayora region (eastern Spain)", *Remote Sensing of Environment*, 112(1): 259-273.
- Rodriguez-Iturbe, I., 2000. "Ecohydrology: a hydrologic perspective of climate-soil-vegetation dynamics", *Water Resources Research*, 36(1): 3-9.
- Rondeaux, G., Steven, M. et Baret, F., 1996. "Optimization of soil-adjusted vegetation indices", *Remote Sensing of Environment*, 55(2): 95-107.
- Roschewitz, I., Thies, C. et Tschardt, T., 2005. "Are landscape complexity and farm specialisation related to land-use intensity of annual crop fields?" *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 105(1-2): 87-99.
- Rosema, A., Verhoef, W., Noorbergen, H. et Borgesius, J. J., 1992. "A new forest light interaction model in support of forest monitoring", *Remote sensing of environment*, 42(1): 23-41.
- Roujean, J. M., Leroy, M. et P.Y. D., 1992. "A bidirectional reflectance model of the Earth's surface for the correction of remote sensing data", *Journal of Geophysical Research*, 97(20): 455-468.
- Rounsevell, M. D. A., Ewert, F., Reginster, I., Leemans, R. et Carter, T. R., 2005. "Future scenarios of European agricultural land use II. Projecting changes in cropland and grassland", *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 107(2-3): 117-135.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Deering, D. W., Schell, J. A. et Harlan, J. C., 1974. "Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation". Greenbelt, Maryland, NASA/GSFC, 371 p.
- Sala, O. E., Chapin, F. S., Armesto, J. J., Berlow, E., Bloomfield, J., Dirzo, R., Huber-Sanwald, E., Huenneke, L. F., Jackson, R. B., Kinzig, A., Leemans, R., Lodge, D. M., Mooney, H. A., Oesterheld, M., Poff, N. L., Sykes, M. T., Walker, B. H., Walker, M. et Wall, D. H., 2000. "Biodiversity: global biodiversity scenarios for the year 2100", *Science*, 287(5459): 1770-1774.
- Schimel, D. S., 1995. "Terrestrial biogeochemical cycles : global estimates with remote sensing", *Remote Sensing of Environment*, 51(1): 49-56.
- Schimel, D. S., 1995. "Terrestrial ecosystems and the carbon cycle", *Global Change Biology*, 1(1): 77-91.

- Seemann, S. W., Li, J., Menzel, W. P. et Gumley, L. E., 2003. "Operational Retrieval of Atmospheric Temperature, Moisture, and Ozone from MODIS Infrared Radiances", *Journal of Applied Meteorology*, 42: 1072-1091.
- Sellers, P. J., 1985. "Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration", *International Journal of Remote Sensing*, 6: 1335-1372.
- Sellers, P. J., Dickinson, R. E., Randall, D. A., Betts, A. K., Hall, F. G., Berry, J. A., Collatz, G. J., Denning, A. S., Mooney, H. A. et Nobre, C. A., 1997. "Modeling the exchanges of energy, water, and carbon between continents and the atmosphere", *Science*, 275(5299): 502-509.
- Settle, J. J. et Drake, N. A., 1993. "Linear mixing and the estimation of ground proportions", *International Journal of Remote Sensing*, 14(5): 1159-1177.
- Shaw, P., 2005. "Estimating local extinction rates over successive time-frames", *Biological Conservation*, 121(2): 281-287.
- Shimabukuro, Y. E. et Smith, J. A., 1991. "The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 29(1): 16-20.
- Singh, A., 1993. "Principal components analysis in remote sensing". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '93*, 18 - 21 août, Tokyo, Japon, pp 1680-1682.
- Singh, R. B., 2000. "Environmental consequences of agricultural development: a case study from the Green Revolution state of Haryana, India ", *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 82(1-3): 97-103.
- Smith, P., Powlson, D. S., Glendining, M. J. et Smith, J. U., 1997. "Potential for carbon sequestration in European soils: preliminary estimates for five scenarios using results from long-term experiments", *Global Change Biology*, 3(1): 67-79.
- Sobolev, V. V., 1972. *Scattering of Light in Planetary Atmospheres*, Pergamon Press, Elmsford, New York, 256 p.
- Srivastava, J. P., Smith, N. J. H. et Forno, D. A., 1996. *Biodiversity and agricultural intensification : Partners for development and conservation*, The World Bank, Washington, USA, p.
- Steffen, W. et Tyson, P., 2001. "Global Change and the Earth System: A planet under pressure". W. Steffen et P. Tyson. Stockholm, IGBP, 32 p.
- Stott, A. P. et Haines-Young, R., 1998. **Linking land cover, intensity of use and botanical diversity in an accounting framework in the United Kingdom**. Environmental Accounting in Theory and Practice. K. Uno et P. Bartelmus. Netherlands, Springer Verlag, pp. 245-262.
- Strabala, K. I., Gumley, L. E., Rink, T. D., Huang, H. L. et Dengel, R., 2003. "MODIS direct broadcast products and applications", *SPIE*, pp 402-412.
- Suits, G. H., 1972. "The calculation of the directional reflectance of a vegetative canopy", *Remote Sensing of Environment*, 2: 117-125.
- Supit, I., 1997. "Predicting national wheat yields using a crop simulation and trend models", *Agricultural and Forest Meteorology*, 88(1-4): 199-214.
- Tanaka, D. L., Anderson, R. L. et Rao, S. C., 2005. "Crop Sequencing to Improve Use of Precipitation and Synergize Crop Growth USDA-ARS, Northern Plains Area, is an equal opportunity/affirmative action employer, and all agency services are available without discrimination", *Agronomy Journal*, 97(2): 385-390.

Tanré, D., 1987. Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum (5S), Laboratoire d'Optique Atmosphérique, Université des Sciences et Techniques de Lille, p.

Tanré, D., Deroo, C., Duhaui, P., Herman, M., Morcrette, J. J., Perbos, J. et Deschamps, P. Y., 1986. "Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum (5S)". Lille, Laboratoire d'Optique Atmosphérique, Université des Sciences et Techniques de Lille p.

Tanré, D., Holben, B. N. et Kaufman, Y. J., 1992. "Atmospheric correction algorithm for NOAA-AVHRR products: Theory and application", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 231-248.

Thornthwaite, C. W., 1948. "An approach toward a rational classification of climate", *Geographical Review*, 38(1): 55-94.

Tian, Y., Zhang, Y., Knyazikhin, Y., Myneni, R. B. et Running, S. W., 2000. "Prototyping of MODIS LAI/FPAR algorithm with LASUR and Landsat data", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(5): 2387-2401.

Tilman, D., 1998. "The greening of the green revolution", *Nature*, 396(6708): 211-212.

Tilman, D., 1999. "Global environmental impacts of agricultural expansion: The need for sustainable and efficient practices", *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 96(11): 5995-6000.

Tilman, D., Cassman, K. G., Matson, P. A., Naylor, R. et Polasky, S., 2002. "Agricultural sustainability and intensive production practices", *Nature*, 418(6898): 671-677.

Tolba, M. K. et El-Kholy, O. A., 1992. The World Environment 1972-1992: Two Decades of Challenge, Chapman and Hall, London, 884 p.

Townshend, J. R. G., 1981. "The spatial resolving power of earth resources satellites", *Progress in Physical Geography*, 5: 32-55.

Townshend, J. R. G., Huang, C., Kalluri, S. N. V., Defries, R. S., Liang, S. et Yang, K., 2000. "Beware of per-pixel characterization of land cover", *International Journal of Remote Sensing*, 21(4): 4.

Townshend, J. R. G. et Justice, C. O., 1988. "Selecting the spatial resolution of satellite sensors required for global monitoring of land transformations", *International Journal of Remote Sensing*, 9(2): 187 - 236.

Townshend, J. R. G. et Justice, C. O., 2002. "Towards operational monitoring of terrestrial systems by moderate-resolution remote sensing", *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2): 351-359.

Townshend, J. R. G., Townshend, J. R. G., Goff, T. E. et Tucker, C. J., 1985. "Multitemporal Dimensionality of Images of Normalized Difference Vegetation Index at Continental Scales", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 23(6): 888-895.

Tscharntke, T., Klein, A. M., Kruess, A., Steffan-Dewenter, I. et Thies, C., 2005. "Landscape perspectives on agricultural intensification and biodiversity - ecosystem service management", *Ecology Letters*, 8(8): 857-874.

Tucker, C. J. et Garratt, M. W., 1977. "Leaf optical system modeled as a stochastic process", *Applied Optics*, 16(3): 635-642.

Tucker, C. J., Holben, B. N., Elgin, J. H. et McMurtrey, J. E., 1981. "Remote sensing of total dry matter accumulation in winter wheat", *Remote Sensing of Environment*, 11: 171-189.

Tucker, C. J. et Sellers, P. J., 1986. "Satellite remote sensing of primary production", *International Journal of Remote Sensing*, 7: 1395-1416.

Tucker, C. J., Vanpraet, C. L., Boerwinkel, E. et Gastn, A., 1983. "Satellite remote sensing of total dry matter production in the Senegalese Sahel", *Remote Sensing of Environment*, 13: 461-474.

Tucker, C. J., Vanpraet, C. L., Sharman, M. J. et G. Van Ittersum, 1985. "Satellite remote sensing of total herbaceous biomass production in the Senegalese Sahel", *Remote Sensing of Environment*, 17: 233-249.

Turner II, B. L., Clark, W. C., Kates, R. W., Richards, J. F., Mathews, J. T. et Meyer, W. B., 1990. *The Earth as Transformed by Human Action: Global and Regional Changes in the Biosphere Over the Past 300 Years*, Cambridge University Press, Cambridge, 729 p.

Turner II, B. L., Hyden, G. et Kates, R. W., 1993. *Population Growth and Agricultural Change in Africa*, University Press of Florida, Gainesville, 461 p.

Turner II, B. L., Skole, D., Sanderson, S., Fischer, G., Fresco, L. O. et Leemans, R., 1999. "Land-use and land-cover change science/research plan". Stockholm, IGBP, 132 p.

Ustin, S. L. et Jacquemoud, S., 2003, Mis à jour, "Modeling leaf optical properties." Accédé le 15/01/2008, url: <http://www.photobiology.info/develop/AdvModSPMorphUstin.asp>.

Vancutsem, C., Peckel, J., Bogaert, P. et Defourny, P., 2007. "Mean Compositing, an alternative strategy for producing temporal syntheses. Concepts and performance assessment for SPOT VEGETATION times series", *International Journal of Remote Sensing*, 28(22): 5123-5141.

Verhoef, W., 1984. "Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model", *Remote Sensing of Environment*, 17(2): 165-178.

Verhoef, W., 1998. "Theory of radiative transfer models applied in optical remote sensing of vegetation canopies", Thèse de télédétection, Wageningen Agricultural University, Wageningen, 310 p.

Verhoef, W. et Bach, H., 2007. "Coupled soil-leaf-canopy and atmosphere radiative transfer modeling to simulate hyperspectral multi-angular surface reflectance and TOA radiance data", *Remote Sensing of Environment*, 109(2): 166-182.

Vermote, E. F., El Saleous, N., Justice, C. O., Kaufman, Y. J., Privette, J. L., Remer, L., Roger, J. C. et Tanré, D., 1997. "Atmospheric correction of visible to middle-infrared EOS-MODIS data over land surfaces: Background, operational algorithm and validation", *Journal of Geophysical Research*, 102(D14): 17,131-17,141.

Vermote, E. F., Tanré, D., Deuzé, J. L., Herman, M. et J-J, M., 1997. "Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S : An Overview", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3): 675-686.

Vermote, E. F., Tanre, D., Deuze, J. L., Herman, M. et Morcrette, J. J., 1997. "Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: an overview", *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 35(3): 675-686.

Vermote, E. F., Tanré, D., Deuzé, J. L., Herman, M., Morcrette, J. J. et Kotchenova, S. Y., 2007. "Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum - Vector (6SV)", p.

Vermote, E. F. et Vermeulen, A., 1999, Mis à jour, "Atmospheric correction algorithm: spectral reflectances (MOD09) MODIS Algorithm Technical Background Document " Accédé le 20/05/2008, url: http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod08.pdf

- Verstraete, M. M., Pinty, B. et Dickinson, R. E., 1990. "A physical model of the bidirectional reflectance of vegetation canopies; Part 1: Theory", *Journal of Geophysical Research*, 95(11): 755-765.
- Viovy, N., Arino, O. et Belward, A. S., 1992. "The best index slope extraction (BISE): a method for reducing noise in NDVI time series", *International Journal of Remote Sensing*, 13(8): 1585-1590.
- Vitousek, P. M., Mooney, H. A., Lubchenco, J. et Melillo, J. M., 1997. "Human domination of earth's ecosystems", *Science*, 277(5325): 494-499.
- Vleeshouwers, L. M. et Verhagen, A., 2002. "Carbon emission and sequestration by agricultural land use: a model study for Europe", *Global Change Biology*, 8(6): 519-530.
- von Storch, H., Zorita, E. et Cubasch, U., "Downscaling of Global Climate Change Estimates to Regional Scales: An Application to Iberian Rainfall in Wintertime", *Journal of Climate*, 6(6): 1161-1171.
- Wagstaff, K. et Mazzoni, D., 2006. "Recent HARVIST results: classifying crops from remote sensing data", *2nd NASA Data Mining Workshop, Pasadena, California, May 23-24, 2006*.
- Walthall, C. L., Norman, J. M., Welles, J. M., Campbell, G. et Blad, B. L., 1985. "Simple equation to approximate the bidirectional reflectance from vegetative canopies and bare soil surfaces", *Applied Optics*, 24: 383-387.
- Wang, X., Xie, H., Guan, H. et Zhou, X., 2007. "Different responses of MODIS-derived NDVI to root-zone soil moisture in semi-arid and humid regions", *Journal of Hydrology*, 340(1-2): 12-24.
- Wardlow, B. D. et Egbert, S. L., 2008. "Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: An assessment for the U.S. Central Great Plains", *Remote Sensing of Environment*, 112(3): 1096-1116.
- Wardlow, B. D., Egbert, S. L. et Kastens, J. H., 2007. "Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U.S. Central Great Plains", *Remote Sensing of Environment*, 108(3): 290-310.
- Wardlow, B. D., Kastens, J. H. et Egbert, S. L., 2006. "Using USDA crop progress data for the evaluation of greenup onset date calculated from MODIS 250-meter data", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 72(11): 1225-1234.
- Weber, C. et Puissant, A., 2003. "Urbanization pressure and modeling of urban growth: example of the Tunis Metropolitan Area", *Remote Sensing of Environment*, 86(3): 341-352.
- Weiss, M., Baret, F., Garrigues, S. et Lacaze, R., 2007. "LAI and fAPAR CYCLOPES global products derived from VEGETATION. Part 2: validation and comparison with MODIS collection 4 products", *Remote Sensing of Environment*, 110(3): 317-331.
- Wessels, K. J., De Fries, R. S., Dempewolf, J., Anderson, L. O., Hansen, A. J., Powell, S. L. et Moran, E. F., 2004. "Mapping regional land cover with MODIS data for biological conservation: Examples from the Greater Yellowstone Ecosystem, USA and Para State, Brazil", *Remote Sensing of Environment*, 92(1): 67-83.
- West, T. O. et Marland, G., 2002. "A synthesis of carbon sequestration, carbon emissions, and net carbon flux in agriculture: comparing tillage practices in the United States", *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 91(1-3): 217-232.
- White, M. A., Thornton, P. E. et Running, S. W., 1997. "A continental phenology model for monitoring vegetation responses to interannual climatic variability", *Global Biogeochemical Cycles*, 11(2): 217-234.

Winterhalder, K., 1996. "Environmental degradation and rehabilitation of the landscape around Sudbury, a major mining and smelting area", *Environmental Reviews*, 4(3): 185-224.

Woodcock, C. E. et Strahler, A. H., 1987. "The factor of scale in remote sensing", *Remote Sensing Environment* 21(2): 311-332.

Wright, H. E., Kutzbach, J. E., Webb, T., Ruddiman, W. F., Street- Perrott, F. A. et Bartlein, P. J., 1994. *Global climates since the last glacial maximum*, University of Minnesota Press, Minneapolis, 544 p.

Wu, C., Xiao, Q. et McPherson, E. G., 2008. "A method for locating potential tree-planting sites in urban areas: A case study of Los Angeles, USA", *Urban Forestry & Urban Greening*, 7(2): 65-76.

Wu, J. J. et Segerson, K., 1995. "The Impact of Policies and Land Characteristics on Potential Groundwater Pollution in Wisconsin", *American Journal of Agricultural Economics*, 77(4): 1033-1047.

Yamada, N. et Fujimura, S., 1991. "Nondestructive measurement of chlorophyll pigment content in plant leaves from three-color reflectance and transmittance", *Applied Optics*, 30(27): 3964-3973.

Zhang, X., Friedl, M. A., Schaaf, C. B., Strahler, A. H., Hodges, J. C. F., Gao, F., Reed, B. C. et Huete, A., 2003. "Monitoring vegetation phenology using MODIS", *Remote Sensing of Environment*, 84(3): 471-475.

Zhang, Y. K. et Schilling, K. E., 2006. "Effects of land cover on water table, soil moisture, evapotranspiration, and groundwater recharge: A Field observation and analysis", *Journal of Hydrology*, 319(1-4): 328-338.

Liste des figures

Figure 1-1 - Occupation et utilisation du sol	20
Figure 1-2 - Cadre conceptuel de la dynamique de l'occupation et de l'utilisation du sol	21
Figure 1-3 - Estimation des changements d'occupation et d'utilisation du sol à l'échelle globale depuis 1700 (Source : Lambin <i>et al.</i> , 2001).....	22
Figure 1-4 – Estimation du bilan énergétique annuel à l'échelle globale. Source : Le Treut <i>et al.</i> , 2007, d'après Kiehl <i>et al.</i> , 1997.....	27
Figure 1-5 – L'impact des changements d'occupation et d'utilisation du sol occupant à l'échelle locale sur le changement global	29
Figure 1-6 - Nomenclature de Corine Land Cover pour les territoires agricoles (Source : IFEN)	41
Figure 1-7 - Les principaux capteurs visible et infrarouge, de la basse à la très haute résolution spatiale	44
Figure 1-8 - Extraction de la phénologie de la végétation à partir d'un profil de NDVI.	65
Figure 2-1 – Le bassin versant de Pleines-Fougères, un exemple de paysage fragmenté	85
Figure 2-2 –Répartition des exploitations en fonction de la classification en OTEX pour l'année 2005	86
Figure 2-3 - Part des terres arables au sein de la SAU régionale en 2005.....	87
Figure 2-4 - Répartition des différentes cultures au sein des terres arables en 2005.....	87
Figure 2-5 - A gauche : Part des différentes céréales cultivées sur l'ensemble des céréales ; A droite : part des différents types de fourrages au sein des fourrages annuels	88
Figure 2-6 – Part des différentes des surfaces légumières sur l'ensemble sur surfaces légumières de la Bretagne pour l'année 2005	88
Figure 2-7 - Le réseau des stations météorologiques de l'ouest français	100
Figure 2-8 - Localisation des bassins versants du Scorff et du Yar	102
Figure 2-9 - Organigramme des corrections atmosphériques.....	112
Figure 2-10 - Organigramme de l'étape de filtrage des images avant reconstruction.....	117
Figure 2-11 - Différentes stratégies de reconstruction utilisés pour l'étude. SOM : Reconstruction à l'aide des cartes auto-adaptatives de Kohonen, ROB: Reconstruction à l'aide des fonctions robustes, INTERP : interpolation linéaire.....	124
Figure 2-12 - Filtre passe-haut utilisé pour limiter l'impact de la fonction de transfert du capteur MODIS	125
Figure 2-13 – Schéma conceptuel du modèle de transfert radiatif direct et inverse PROSPECT-SAIL d'après (Bacour <i>et al.</i> , 2003)	134
Figure 2-14 - Profils de réflectance des sols utilisés par le modèle PROSPECT-SAIL.....	136
Figure 2-15 - Écart entre les réflectances simulées par le modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL et les réflectances mesurées par le capteur MODIS	137
Figure 2-16 - Distribution des variables d'entrée du modèle PROSPECT-SAIL après filtrage de la base d'apprentissage	138
Figure 2-17 - Valeurs de réflectance simulées à l'aide du modèle PROSPECT-SAIL dans le rouge et l'infrarouge, (a) avant filtrage de la base d'apprentissage et (b) après filtrage	139

Figure 2-18 - Architecture du réseau de neurones utilisé pour l'estimation de variables biophysiques.	140
Figure 2-19 - Métriques temporelles utilisées pour caractériser la phénologie des végétaux à partir de séries temporelles de fCOVER, utilisant un seuil fixe.	142
Figure 2-20 - Métriques temporelles utilisées pour caractériser la phénologie des végétaux à partir de séries temporelles de fCOVER, utilisant la détection de pics.	142
Figure 2-21 - Métriques temporelles utilisées pour la détection des sols nus à partir de séries temporelles de fCOVER, utilisant un seuil fixe.	143
Figure 2-22 - Métriques temporelles utilisées pour la détection des sols nus à partir de séries temporelles de fCOVER, utilisant la détection de pics.	144
Figure 2-23 - Evolution théorique du fCOVER pour les principaux types d'occupation agricole des sols.	147
Figure 2-24 - Organigramme des classifications de séries temporelles d'images MODIS utilisant un arbre.	151
Figure 2-25 - Méthodes d'agrégation de données de réflectance haute résolution pour simuler des données de réflectance MODIS.	157
Figure 2-26 - Fonction d'étalement de point du capteur MODIS pour les bandes rouges et proche infrarouge (Townshend <i>et al.</i> , 2000).	158
Figure 2-27 - Localisation des images reconstruites pour l'hiver 2002/2003. La zone striée correspond à la couverture spatiale de l'image SPOT du 24-01-2003.	162
Figure 2-28 - Inventaire des principaux modes d'occupation des sols en Bretagne à partir de la base Corine Land Cover.	164
Figure 2-29 - Chaîne de traitement d'images MODIS, de la luminance aux classifications.	170
Figure 3-1 - Profils de réflectance au sol non corrigés et corrigés de l'atmosphère avec le modèle 6S, sans correction des aérosols.	179
Figure 3-2 - Profils de réflectance au sol avec correction et sans correction des aérosols.	180
Figure 3-3 - Extrait de la bande rouge d'une image MOD02 prétraitée (A gauche) et d'une image MOD09GQK (A droite) sur la presqu'île de Quiberon (En haut) et sur le Bassin de Rennes (En bas).	181
Figure 3-4 - Compositions colorées constituées de la bande rouge d'une mosaïque d'image datant de février 2001 -en rouge- et la bande rouge de l'image MOD09GQK du 14 février 2001- en vert et en bleu- (à gauche) et la bande rouge de l'image MOD02 du 14 février 2001 prétraitée - en vert et en bleu- (A droite).	182
Figure 3-5 - Profils de réflectance au sol corrigés de l'atmosphère avec 3 modèles : 5S, 6S clim (6S avec une profondeur optique des aérosols constante), et 6S MODIS (6S avec une profondeur optique des aérosols déterminée à l'aide des images MODIS ; TOA correspond à la réflectance en haut de l'atmosphère).	182
Figure 3-6 - Exemple de situations pour lesquelles la détection de sols nus est effective :	184
Figure 3-7 - Coefficient de détermination entre l'image NDVI MODIS 14 février 2001 et l'image NDVI SPOT de la même date filtrée des hautes fréquences spatiales.	185
Figure 3-8 - Relation entre l'image NDVI MODIS du 14 février 2001 et l'image NDVI SPOT de la même date agrégée à 250 m :	186
Figure 3-9 - Résultats de la classification du 14 février 2001 en « Sols nus à peu couverts » et « Sols couverts », extraits centrés sur le bassin versant du Blavet.	187

Figure 3-10 - Comparaison de la détection des sols nus dans un paysage ouvert et un paysage fermé à partir de l'image MODIS du 14 février 2001 et de l'image SPOT de la même date (KIA : Kappa Index Agreement)	188
Figure 3-11 - Profils de réflectance extraits de l'image MODIS du 14 février 2001 sur des terres arables avant filtrage (Original) et après filtrage (High pass filtered)	189
Figure 3-12 - Image MODIS du 24 janvier 2006, bande proche infrarouge	191
Figure 3-13 - Ecart entre la réflectance observée et la réflectance simulée	193
Figure 3-14 - Différence entre l'image MODIS originale du 24 janvier 2003 et l'image MODIS simulée par reconstruction :	193
Figure 3-15 - Image MODIS du 24 janvier 2003 :	194
Figure 3-16 - Effets de la reconstruction de l'image MODIS du 27 octobre 2003 centrée sur le Finistère, bande proche infrarouge (A gauche : image originale ; A droite : image reconstruite)	196
Figure 3-17 - Comparaison entre un profil temporel extrait sur des terres arables dans la bande proche infrarouge reconstruit à l'aide des réseaux de Kohonen	196
Figure 3-18 - Relation entre la bande proche infrarouge de l'image QUICKBIRD du 19 mars 2006 agrégée à 250 m et la bande proche infrarouge de l'image MODIS de la même date reconstruite à l'aide des réseaux de Kohonen	197
Figure 3-19 - Image MODIS du 9 mars 2004, bande proche infrarouge originale (à gauche) et bande proche infrarouge lissée à l'aide des fonctions robustes (à droite)	198
Figure 3-20 - Exemple de profil de réflectance de terres arables (succession de blé, d'intercultures et de maïs) extrait des séries temporelles MODIS, bande proche infrarouge, reconstruit à l'aide des fonctions robustes	198
Figure 3-21 - Comparaison entre un profil temporel d'intercultures avant maïs dans la bande proche infrarouge élaboré à partir de données originales et reconstruit avec des fonctions robuste	199
Figure 3-22 - Comparaison entre un profil temporel extrait sur des terres arables dans la bande proche infrarouge reconstruit par une interpolation linéaire et par des fonctions robustes	199
Figure 3-23 - Relation entre la bande spectrale proche infrarouge de l'image QUICKBIRD du 19 mars 2006 agrégée à 250 m et la bande proche infrarouge de l'image MODIS de la même date reconstruite à l'aide des fonctions robustes	200
Figure 3-24 - Profils de séries temporelles dans la bande proche infrarouge, extrait sur des terres arables, reconstruits à l'aide de trois méthodes et comparés au profil original.	201
Figure 3-25 - Relation entre la bande spectrale proche infrarouge d'une image QUICKBIRD du 19 mars 2006 agrégée à 250 m et la bande proche infrarouge de l'image MODIS de la même date reconstruite à l'aide des réseaux de Kohonen avec des signatures spectrales filtrées avec les fonctions robustes	201
Figure 3-26 - Comparaison d'un profil de réflectance de terres arables (Céréales – sols nus - maïs) dans la bande proche infrarouge reconstitués avec différentes méthodes de reconstruction.	202
Figure 3-27 - Relation entre la bande spectrale proche infrarouge de l' image QUICKBIRD du 19 mars 2006 agrégée à 250 m et la bande proche infrarouge de l'image MODIS de la même date reconstruite à l'aide du réseau de Kohonen et lissée avec des fonctions robustes	202
Figure 3-28 - Résultat des différentes stratégies de reconstructions pour un extrait de l'image MODIS du 17 janvier 2003 centré sur la ville de Guingamp.	203

Figure 3-29 - Exemple de profils temporels de réflectance de la bande proche infrarouge d'une prairie au cours de l'hiver 2002/2003 extraits des synthèses de réflectance (MODIS MOD09Q1 et MOD13 Q1) et des images reconstruites.	204
Figure 3-30 - Extrait de la bande proche infrarouge issue des synthèses de réflectance MODIS et des séries temporelles reconstruites, centré sur le Finistère pour les dates les plus proches du 17 janvier 2003.	205
Figure 3-31 - Profils temporels de réflectance dans la bande proche infrarouge de la série d'images MODIS reconstruite à l'aide des fonctions robustes et de la série d'images MERIS pour deux types de CIPAN	206
Figure 3-32 - Extrait de la bande proche infrarouge sur le bassin rennais le 14 mars 2006.....	206
Figure 3-33 - Comparaison de profils temporels de réflectance de cultures céréalières dans la bande proche infrarouge reconstruits à l'aide de différentes méthodes et issus de différents capteurs	207
Figure 3-34 -Relation entre les valeurs de réflectance de l'image SPOT du 15 janvier 2000 et les valeurs de réflectance de l'image MODIS prédite à la même date.....	208
Figure 3-35 - Relation entre la réflectance enregistrée dans la bande proche infrarouge par le capteur SPOT et la réflectance simulée de données MODIS avec un réseau de Kohonen pour le 15 juin 1999	209
Figure 3-36 - Composition colorée de l'image MODIS prédite du 10 mars 1999 (R :PIR,V :R,B :R)	209
Figure 3-37 - Images du 29 janvier 2001 avant et après reconstruction/lissage avec des fonctions robustes	212
Figure 3-38 - Relation entre le fCOVER estimé avec le modèle PROSPECT-SAIL à partir de l'image QUICKBIRD du 24 mars 2006 et le fCOVER estimé à partir de relevés effectués sur le terrain.....	213
Figure 3-39 - Comparaison entre le fCOVER estimé à partir d'une image QUICKBIRD et le fCOVER estimé à partir d'une image MODIS en utilisant deux bandes spectrales (a) et six bandes spectrales (b).....	215
Figure 3-40 – Exemple de profil temporel de fCOVER MODIS comparé à l'évolution de la couverture des sols détectée à partir d'images à haute résolution spatiale	216
Figure 3-41 - Relation entre le fCOVER MODIS (abscisse) et	217
Figure 3-42 - Evolution du RMS entre le fCOVER estimé à l'aide de deux bandes spectrales et de six bandes spectrales par le modèle PROSPECT-SAIL sur les données MODIS par rapport au fCOVER CYCLOPES	217
Figure 3-43 – Evolution du coefficient de corrélation entre les différentes séries temporelles de LAI sur la période 2000-2003 (LAI MOD15A2, LAI MODIS estimé avec PROSPECT-SAIL et 2 bandes spectrales, LAI MODIS estimé avec PROSPECT-SAIL et 6 bandes spectrales, LAI CYCLOPES)	218
Figure 3-44 - Exemples de profils temporels de LAI CYCLOPES et MODIS extraits sur la forêt de Brocéliande	219
Figure 3-45 - Extrait de la carte des grands biomes issue des données MOD12 pour l'année 2004...	219
Figure 3-46 - LAI extrait sur le Finistère, janvier 2003. En haut : LAI estimé sur les données MODIS MOD02 prétraitées et reconstruites	220
Figure 3-47 –Evolution du coefficient de corrélation entre les séries temporelles de LAI et de fCOVER pour l'année 2003.	221

Figure 3-48 - Relation entre le fCOVER et le LAI estimés avec le modèle PROSPECT SAIL le 11 juillet 2001 avec (a) 2 bandes spectrales et (b) six bandes spectrales.....	221
Figure 3-49 - Relation entre le LAI et le fCOVER issus de la base d'apprentissage du modèle PROSPECT-SAIL.	222
Figure 3-50 : Relation entre respectivement le LAI et le fCOVER estimé à l'aide des données MODIS en utilisant 2 bandes spectrales et 6 bandes spectrales.	222
Figure 3-51 - Occupation et utilisation du sol de l'année 2000 d'après CORINE LAND COVER (en haut) et d'après la classification des séries temporelles MODIS de l'année 2000 (en bas)	226
Figure 3-52 – Relation entre la SAU estimée avec les données PAC et les terres agricoles estimées avec les séries temporelles d'images MODIS pour l'année 2001	227
Figure 3-53 - Différence entre la SAU estimée à l'aide des données MODIS et la SAU déclarée dans le cadre de la PAC	228
Figure 3-54 - Relation entre la surface communale et les différences d'estimation de la SAU obtenues en comparant les classifications des images MODIS et les données PAC	228
Figure 3-55 – Evolution de la part des surfaces agricoles par rapport à la surface régionale (a) d'après les données MODIS sur la période 2000-2008 et (b) d'après les données PAC sur la période 2000-2005	229
Figure 3-56 – Relation entre les surfaces des principales surfaces distinguées sur les données PAC et les données MODIS sur la période 2000-2005	232
Figure 3-57 – Cartographie des différences entre les principales surfaces estimées par télédétection et celles déclarées dans le cadre de la Politique Agricole Commune.....	233
Figure 3-58 – Identification des variations et des phénomènes de concentration/dispersion des cultures à l'aide des déclarations PAC et des classifications d'images.....	235
Figure 3-59 – Variation des surfaces cultivées en maïs entre l'année 2000 et 2001 à l'échelle communale, à partir des déclarations de la PAC (haut) et des classifications d'images MODIS (bas)	236
Figure 3-60 - Classification de l'occupation des sols d'après les séries temporelles MODIS (en haut) et une mosaïque d'images haute résolution SPOT de janvier 2001 et LANDSAT de mai 2001 (en bas) pour l'hiver 2000/2001.....	237
Figure 3-61 - Profils mettant en évidence les intercultures non-détectées à l'aide d'images à haute résolution spatiale (les dates d'acquisition d'images à haute résolution apparaissent en tireté).....	239
Figure 3-62 – Effet de l'interpolation sur les séries temporelles MODIS conduisant à une mauvaise détection des intercultures	240
Figure 3-63 - Cartographie de l'occupation et de l'utilisation du sol en Bretagne sur la période 2000-2008 d'après les séries temporelles MODIS.....	246
Figure 3-64 - Evolution des surfaces artificialisées et des forêts en Bretagne sur la période 2000-2008 observée à partir des données MODIS	249
Figure 3-65 - Evolution des surfaces artificialisées par département sur la période 2000-2008 observée à partir des données MODIS.....	249
Figure 3-66 - Evolution des forêts par département sur la période 2000-2008 observée à partir des données MODIS	250
Figure 3-67 - Evolution de l'occupation et de l'utilisation sur le Bassin de Rennes entre 2000 et 2008 observée à partir des données MODIS	250

Figure 3-68 - Evolution de l'occupation et de l'utilisation du sol sur le Massif du Quintin entre 2000 et 2008 observée à partir des données MODIS.....	250
Figure 3-69 – Evolution des principales cultures sur l'ensemble de la Bretagne (a) d'après les classifications d'images MODIS pour la période 2000-2008 et (b) d'après les déclarations de la PAC sur la période 2000-2005.....	251
Figure 3-70 – Evolution du ratio (prairies+fouillage)/(céréales+maïs) d'après les données PAC et les séries temporelles MODIS.....	252
Figure 3-71 – Taux de variation des principales cultures d'après les données PAC et les données de télédétection.....	253
Figure 3-72 – Concentration (valeurs négatives) et dispersion (valeurs positives) des surfaces herbacées et des cultures céréalières sur la période 2000-2005.....	253
Figure 3-73 - Nombre de jours mensuels avec des précipitations supérieures à 10 mm.....	254
Figure 3-74 - Evolution intra-annuelle du fCOVER pour chaque grand type.....	256
Figure 3-75 – Date de début de la croissance végétale en jours depuis le début de l'année.....	257
Figure 3-76 – Date de fin de la croissance végétale en jours depuis le début de l'année.....	258
Figure 3-77 – Fraction maximum de couverture végétale en pourcentage.....	259
Figure 3-78 – Date à laquelle la végétation atteint son maximum de couverture en jours depuis le début de l'année.....	260
Figure 3-79 – Evolution des températures minimales(Tn), moyennes(Tg), maximales(Tx) et des précipitations à un pas de temps décennaires à la station de Rennes Saint Jacques pour la période 2000-2007.....	261
Figure 3-80 – Evolution du déficit d'évaporation sur l'ensemble de la Bretagne, de mai 2003 à septembre 2003.....	262
Figure 3-81 – Evolution de la fraction de couverture végétale verte pour la Bretagne et les principales stations bretonnes en 2003.....	262
Figure 3-82 - Evolution des intercultures cultivées avant maïs, en rouge courbe de tendance.....	266
Figure 3-83 - Nombre de jours de gel mensuels sur la période 2000-2007 pour.....	266
Figure 3-84 - Cartographie de l'occupation et de l'utilisation hivernale du sol sur la période 1999-2008 d'après les séries temporelles MODIS.....	267
Figure 3-85 – Nombre de sols nus hivernaux observés sur la période 2000-2008.....	270
Figure 3-86- Profils temporels de fCOVER extrait autour de la station météorologique de Rennes pour les céréales d'hiver (a) et les prairies (b).....	272
Figure 3-87 – Cumul des températures moyennes journalières pour la station de Rennes, du mois d'octobre au mois d'avril pour la période 2000-2007.....	272
Figure 3-88 - Cartographie du nombre de jours durant lequel un sol nu est détecté.....	273
Figure 3-89 - Evolution intra-annuelle du fCOVER pour les intercultures détectées.....	274
Figure 3-90 - Part relative du type de circulation atmosphérique (GWT) au cours de l'hiver 2000-2001 selon la classification de Hess-Brezowsky (a) pour l'ensemble de l'hiver et (b) pour les jours avec plus de 10 mm de précipitation.....	275
Figure 3-91 - Part relative du type de circulation atmosphérique selon la classification de Hess-Brezowsky au cours de l'hiver 2005/2006 (a) pour l'ensemble de l'hiver et (b) pour les jours de gel de l'hiver.....	275

Liste des tableaux

Tableau 1-1 - Les facteurs anthropiques des changements d'occupation et d'utilisation du sol, d'après Geist H.J. et Lambin E.F. (2001).....	24
Tableau 1-2 - Données disponibles sur l'occupation et l'utilisation du sol en France et leurs caractéristiques spatio-temporelles (L. Hubert-Moy, 2004, d'après Arrouays et al,2002)	42
Tableau 1-3 - Exemples de modèles de transfert radiatifs des feuilles	60
Tableau 2-1 - Calendrier agricole des principales cultures cultivées en Bretagne	89
Tableau 2-2 - Images satellitaires acquises	98
Tableau 2-3 - Inventaires d'occupation et d'utilisation du sol utilisés.....	99
Tableau 2-4 - Données climatiques utilisées.....	101
Tableau 2-5 - Distribution des variables d'entrée du modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL	136
Tableau 2-6 - Erreur RMS des estimations effectuées à l'aide des réseaux de neurones sur la base d'apprentissage	140
Tableau 2-7 - Croisement des classes de sols couverts et de sols nus permettant de déterminer l'occupation et l'utilisation hivernale des sols.....	160
Tableau 3-1 - Coefficient de corrélation entre les valeurs de réflectance d'une image SPOT du 14 février 2001, d'une image MOD09GQK du 14 février 2001 et d'une image MOD02 prétraitee du 14 février 2001.....	181
Tableau 3-2 - Corrélation entre les valeurs de réflectance de la mosaïque d'images SPOT datant de janvier-février 2001 et les valeurs de réflectance de l'image MODIS du 14 février 2001 filtrées et non filtrées	189
Tableau 3-3 - Distribution des valeurs de réflectance des bandes rouge et proche infrarouge de l'image MODIS du 14 février 2001 filtrées et non filtrées.....	189
Tableau 3-4 – RMSE entre les valeurs de réflectance extraites de l'image SPOT et de l'image MODIS originale du 24 janvier 2003 et les valeurs de réflectance obtenues après reconstruction avec différentes mesures de distance.....	194
Tableau 3-5 - Coefficient de corrélation entre les images SPOT/HRVIR et EOS/MODIS du 24 janvier 2001 avant et après reconstruction.....	195
Tableau 3-6 - Corrélation entre la bande proche infrarouge de l'image QUICKBIRD du 19 mars 2006 et la bande proche infrarouge de l'image MODIS reconstruite à l'aide des différentes stratégies de reconstruction des séries temporelles.....	203
Tableau 3-7 - Coefficients de corrélation entre l'image SPOT du 15 janvier 2000 et l'image MODIS prédite à la même date	208
Tableau 3-8 - Coefficients de corrélation entre l'image SPOT du 15 juin 1999 et l'image MODIS prédite à la même date	208
Tableau 3-9 - Coefficient de corrélation entre les variables biophysiques mesurées sur le terrain et prédites à l'aide du modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL à partir des images à haute/très haute résolution spatiale	215
Tableau 3-10 - Erreur quadratique moyenne (RMSE) entre les variables biophysiques mesurées sur le terrain et prédites à l'aide du modèle de transfert radiatif PROSPECT-SAIL à partir des images à haute/très haute résolution spatiale	215

Tableau 3-11 - Matrice de confusion entre la classification issue.....	225
Tableau 3-12 - Coefficient de détermination et erreur quadratique moyenne (RMS) entre la SAU estimée avec les séries temporelles d'images MODIS	227
Tableau 3-13 - Coefficient de détermination entre les surfaces des principales cultures distinguées par télédétection et les données de la Politique Agricole Commune.....	231
Tableau 3-14 - RMS entre les surfaces des principales cultures distinguées par télédétection et les données de la Politique Agricole Commune.....	231
Tableau 3-15 - Matrice de confusion (en pourcentage) entre la classification issue des images à haute résolution spatiale et la classification issue des séries temporelles MODIS pour l'hiver 2000/2001	238
Tableau 3-16 - Matrice de confusion (en pourcentage) entre la classification issue des images à haute résolution spatiale et la classification issue des séries temporelles MODIS pour l'hiver 2000/2001 après agrégation des classes « Forêts » et « Landes » en une seule classe « Forêts »	238
Tableau 3-17 - Matrice de confusion (en pourcentage) entre la classification issue des images à haute résolution spatiale et la classification issue des séries temporelles MODIS pour l'hiver 2000/2001, pour des pixels dominés par un type d'occupation et d'utilisation du sol à plus de 75 %.....	240
Tableau 3-18 - Matrice de confusion (en pourcentage) entre la classification issue des images à haute résolution spatiale et la classification issue des séries temporelles MODIS pour l'hiver 2000/2001, pour des pixels dominés par un type d'occupation et d'utilisation du sol à plus de 75 %, et après agrégation des classes de forêts et de landes.....	240

Sommaire

LISTE DES SIGLES ET ACRONYMES	5
SOMMAIRE	7
INTRODUCTION	9
PARTIE 1 : LE SUIVI DES CHANGEMENTS D'OCCUPATION ET D'UTILISATION DU SOL A L'ECHELLE REGIONALE AVEC DES DONNEES SATELLITAIRES A MOYENNE RESOLUTION	15
CHAPITRE 1.1. LE SUIVI DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DU SOL A L'ECHELLE REGIONALE EN REGION AGRICOLE INTENSIVE : QUELS ENJEUX ?	19
1.1.1. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol	19
1.1.1.1. Définitions et cadrage	20
1.1.1.1.1. Occupation et utilisation du sol	20
1.1.1.1.2. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol	20
1.1.1.1.3. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol, un élément clé du fonctionnement du système Terre	21
1.1.1.1.4. Changement global, changement climatique et variabilité climatique	22
1.1.1.2. Les facteurs et impacts des changements d'occupation et d'utilisation du sol	23
1.1.1.2.1. Les facteurs de changement d'occupation et d'utilisation du sol	23
1.1.1.2.1.1. Les facteurs anthropiques des changements d'occupation et d'utilisation du sol	23
1.1.1.2.1.2. Les facteurs naturels des changements d'occupation et d'utilisation du sol	25
1.1.1.2.2. Les impacts environnementaux des changements d'occupation et d'utilisation du sol	26
1.1.1.2.2.1. La biodiversité	26
1.1.1.2.2.2. Le bilan radiatif	26
1.1.1.2.2.3. Le cycle de l'eau	27
1.1.1.2.2.4. Les échanges de carbone	28
1.1.1.3. Du global au local : l'intérêt de l'échelle régionale	29
1.1.1.3.1. Définition de l'échelle régionale	29
1.1.1.3.2. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol : de l'échelle globale à l'échelle locale	29
1.1.1.3.3. L'intérêt d'un suivi à l'échelle régionale	30
1.1.2. Le cas des régions agricoles intensives	31
1.1.2.1. Les changements d'occupation et d'utilisation du sol liés à un usage agricole intensif	31
1.1.2.2. Les facteurs de changement d'occupation et d'utilisation du sol	32
1.1.2.2.1. Les contraintes techniques	32
1.1.2.2.2. Les politiques agricoles	32
1.1.2.2.3. Les politiques environnementales	32
1.1.2.2.4. Le contexte économique	33
1.1.2.2.5. La variabilité climatique	33
1.1.2.3. Les impacts des changements d'occupation et d'utilisation du sol en région agricole intensive	33
1.1.2.3.1. Les ressources en eau et les risques de pollution diffuse	33
1.1.2.3.2. Le bilan carbone en région agricole	34
1.1.2.3.3. L'érosion des sols	34
1.1.2.3.4. Le bilan radiatif	35
1.1.2.3.5. La biodiversité	35
Synthèse : Les enjeux du suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol à l'échelle régionale en région agricole intensive	37
CHAPITRE 1.2. LES OUTILS ET LES METHODES DE SUIVI DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DES SOLS	39
1.2.1. Les outils	39
1.2.1.1. Les enquêtes et statistiques agricoles	39
1.2.1.2. La télédétection	42
1.2.1.2.1. Domaines spectraux et résolution	42
1.2.1.2.2. Les données à haute résolution et très haute résolution spatiale	45
1.2.1.2.3. Les données à basse résolution spatiale	46
1.2.1.2.4. Les données à moyenne résolution spatiale	46

1.2.2. Les méthodes de suivi adaptées aux séries temporelles moyenne résolution	47
1.2.2.1. Généralités sur le transfert radiatif	48
1.2.2.2. Le transfert radiatif dans l'atmosphère	49
1.2.2.3. Les indicateurs sur la couverture végétale	51
1.2.2.3.1. Les indices de végétation	52
1.2.2.3.2. La modélisation du transfert radiatif des surfaces terrestres	53
1.2.2.3.2.1. Les modèles de transfert radiatif des couverts	54
1.2.2.3.2.2. Les modèles de transfert radiatif des feuilles	57
1.2.2.3.2.3. Le couplage des modèles de couvert et des modèles de réflectance des feuilles	60
1.2.2.4. La synthèse d'images	61
1.2.2.4.1. Appliquée aux indices de végétation	61
1.2.2.4.2. Appliquée aux valeurs de réflectance	62
1.2.2.4.3. Appliquée aux variables biophysiques	63
1.2.2.5. La détection des changements à partir de séries temporelles	64
1.2.2.5.1. Les métriques temporelles	64
1.2.2.5.2. L'analyse en composantes principales	66
1.2.2.5.3. Les vecteurs multitemporels de changement	66
1.2.2.6. Méthodes de classification de séries temporelles	67
1.2.2.7. Validation des classifications et des changements détectés	68
1.2.2.7.1. Les méthodes de changement d'échelle appliquées aux données quantitatives	69
1.2.2.7.2. Les méthodes de changement d'échelle appliquées aux données qualitatives	70
Synthèse : Les outils et les méthodes de suivi de l'occupation et de l'utilisation des sols	73
CONCLUSION DE LA PREMIERE PARTIE	77
PARTIE 2 : METHODES DE TRAITEMENT DES DONNEES POUR LA DETECTION DES CHANGEMENTS D'OCCUPATION ET D'UTILISATION DU SOL A L'ECHELLE REGIONALE	79
CHAPITRE 2.1. SITE D'ETUDE ET DONNEES	83
2.1.1. Le site d'étude	83
2.1.1.1. Un climat océanique avec une forte variabilité climatique interannuelle	83
2.1.1.2. Un paysage fragmenté	84
2.1.1.3. Une région agricole intensive	85
2.1.1.3.1. L'orientation technico-économique des exploitations	86
2.1.1.3.2. Les principales cultures	87
2.1.1.3.3. calendrier agricole et les cycles phénologiques	89
2.1.1.3.3.1. Les cultures annuelles	89
2.1.1.3.3.2. Les cultures hivernales et les sols nus	90
2.1.1.4. Une région à l'environnement dégradé	91
2.1.2. Les données	92
2.1.2.1. Les données de télédétection	92
2.1.2.1.1. Les données à basse et moyenne résolution	92
2.1.2.1.1.1. Les données MODIS	93
2.1.2.1.1.2. Les autres données à moyenne et basse résolution	96
2.1.2.1.2. Les données à haute résolution spatiale	97
2.1.2.1.2.1. Landsat	97
2.1.2.1.2.2. ASTER	97
2.1.2.1.2.3. SPOT	97
2.1.2.1.2.4. QUICKBIRD	97
2.1.2.2. Les données statistiques et mesures au sol	98
2.1.2.2.1. Les données sur l'occupation et l'utilisation du sol	98
2.1.2.2.1.1. Corine Land Cover	99
2.1.2.2.1.2. Les déclarations de la Politique Agricole Commune	99
2.1.2.2.2. Les données météorologiques	99
2.1.2.2.2.1. Les données mensuelles sur les stations de référence	100
2.1.2.2.2.2. Les données journalières sur une station	100
2.1.2.2.2.3. Les données mensuelles sur l'ensemble des stations de l'Ouest	100
2.1.2.2.2.4. Classification des types de circulation atmosphérique	101
2.1.2.2.3. Les mesures de terrain	102
Synthèse : Le site d'étude et les données	105

CHAPITRE 2.2. PRETRAITEMENT DES SERIES TEMPORELLES D'IMAGES MOYENNE RESOLUTION	107
2.2.1. Prétraitements atmosphériques et géométriques.....	107
2.2.1.1. Les corrections atmosphériques des données à moyenne résolution spatiale	107
2.2.1.1.1. Le modèle de corrections atmosphériques : une adaptation de 6S	107
2.2.1.1.2. L'application du modèle 6S adapté.....	111
2.2.1.2. Les corrections géométriques.....	114
2.2.2. Reconstruction des séries temporelles.....	114
2.2.2.1. Masquage et sélection des images non bruitées	115
2.2.2.2. Estimation des valeurs manquantes dans les images	117
2.2.2.2.1. Les réseaux de Kohonen	117
2.2.2.2.1.1. Apprentissage du réseau	117
2.2.2.2.1.2. Estimation des valeurs manquantes	119
2.2.2.2.1.3. Application de la reconstruction.....	120
2.2.2.2.2. Les fonctions de régularisation robustes	121
2.2.2.2.2.1. Méthode.....	121
2.2.2.2.2.2. Application	123
2.2.2.2.3. Stratégies d'application des deux méthodes de reconstruction	123
2.2.3. Amélioration du contenu radiométrique et de la résolution spatiale des images.....	125
2.2.3.1. La déconvolution des images	125
2.2.3.2. L'Interpolation des images.....	126
2.2.4. Extrapolation des séries temporelles de réflectance	126
Synthèse : Les prétraitements des séries temporelles d'images à moyenne résolution	129
CHAPITRE 2.3. TRAITEMENT DES SERIES TEMPORELLES.....	131
2.3.1. Détermination de variables biophysiques.....	131
2.3.1.1. Choix du modèle de transfert radiatif : PROSPECT+SAIL	131
2.3.1.2. Le modèle PROSPECT-SAIL	133
2.3.1.3. Application du modèle aux données MODIS.....	135
2.3.1.3.1. Définition de la base d'apprentissage.....	135
2.3.1.3.2. Définition du réseau de neurones et validation de l'inversion	139
2.3.1.3.3. Inversion du modèle.....	140
2.3.2. L'extraction de métriques temporelles	141
2.3.3. Classification des données.....	144
2.3.3.1. Les limites des méthodes conventionnelles de classification	145
2.3.3.2. La classification par arbres hiérarchiques	147
2.3.4. Extraction de profil moyens de variables biophysiques	152
Synthèse : Traitement des séries temporelles.....	153
CHAPITRE 2.4. METHODE DE VALIDATION DES DONNEES TRAITEES	155
2.4.1. Traitement des données de télédétection haute résolution.....	156
2.4.1.1. Corrections atmosphériques	156
2.4.1.2. Corrections géométriques.....	156
2.4.1.3. Agrégation des valeurs de réflectance.....	157
2.4.1.3.1. Agrégation par une moyenne	157
2.4.1.3.2. Utilisation de la fonction d'étalement de point	158
2.4.1.3.3. Agrégation avec des transformées de Fourier	158
2.4.1.4. Estimation de variables biophysiques	159
2.4.1.5. Classification de l'occupation et de l'utilisation du sol.....	160
2.4.1.6. Agrégation des classifications	161
2.4.2. Validation des séries temporelles reconstituées	161
2.4.2.1. Les prétraitements atmosphériques	161
2.4.2.2. La reconstruction avec les cartes de Kohonen.....	161

2.4.2.3. Les procédés de reconstruction	162
2.4.2.4. Extrapolation des séries temporelles de réflectance	163
2.4.2.5. Les variables biophysiques.....	163
2.4.3. Les classifications.....	163
2.4.3.1. Utilisation de Corine Land Cover	164
2.4.3.2. Utilisation des statistiques de la Politique Agricole Commune.....	164
2.4.4. Distinction des facteurs climatiques de changement.....	166
2.4.4.1. Traitement des données mensuelles	167
2.4.4.2. Traitement des données journalières	168
2.4.4.3. Les types de circulation atmosphérique	168
Synthèse : Méthode de validation des données traitées	169
CONCLUSION DE LA DEUXIEME PARTIE	171

PARTIE 3 : LA DYNAMIQUE DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DES SOLS A L'ECHELLE REGIONALE PAR TELEDETECTION MOYENNE RESOLUTION..... 173

CHAPITRE 3.1. LES SERIES TEMPORELLES D'IMAGES MODIS : DE LA REFLECTANCE AUX CLASSIFICATIONS D'OCCUPATION DU SOL..... 177

3.1.1. Les séries temporelles de réflectance.....	178
3.1.1.1. Les données journalières de réflectance	178
3.1.1.1.1. Une correction partielle des effets atmosphériques.....	178
3.1.1.1.2. Une évaluation de la précision du contenu des images	183
3.1.1.1.2.1. Les seuils de détection du capteur MODIS.....	184
3.1.1.1.2.2. La correspondance entre des images à haute résolution spatiale et les images MODIS	185
3.1.1.1.2.3. L'évaluation de l'impact de la fonction d'étalement de point du capteur MODIS sur l'identification des modes d'occupation des sols.....	186
3.1.1.1.2.4. L'évaluation de l'impact de l'application du filtre passe-haut sur les images.....	188
3.1.1.2. Les séries temporelles décennales de réflectance.....	190
3.1.1.2.1. Des séries temporelles masquées des valeurs aberrantes	190
3.1.1.2.2. Des séries temporelles reconstruites	192
3.1.1.2.2.1. La reconstruction avec les cartes auto-adaptatives de Kohonen	192
3.1.1.2.2.1.1. Résultat de l'application sur une série temporelle courte	192
3.1.1.2.2.1.2. Résultat de l'application sur l'ensemble des séries temporelles	195
3.1.1.2.2.2. La reconstruction avec les fonctions robustes.....	197
3.1.1.2.2.3. La reconstruction par l'utilisation conjointe des fonctions robustes et des réseaux de Kohonen, avec des signatures spectrales lissées par les fonctions robustes	200
3.1.1.2.2.4. La reconstruction par l'utilisation conjointe des réseaux de Kohonen et des fonctions robustes, avec lissage des profils reconstruits par les réseaux de Kohonen avec des fonctions robustes.....	201
3.1.1.2.2.5. Synthèse des résultats obtenus après reconstruction/lissage des séries temporelles.....	202
3.1.1.2.3. Les données reconstruites comparées à d'autres séries temporelles de réflectance.....	203
3.1.1.2.3.1. Comparaison avec les synthèses de réflectance MODIS	204
3.1.1.2.3.2. Comparaison avec les synthèses de réflectance MERIS.....	205
3.1.1.2.4. Les prédictions d'évolution de la réflectance à l'aide des cartes de Kohonen.....	207
Synthèse partielle : Les séries temporelles de réflectance.....	210
3.1.2. Les variables biophysiques, du terrain à l'échelle régionale.....	213
3.1.2.1. Du terrain à la moyenne résolution	213
3.1.2.2. De la moyenne résolution à la basse résolution.....	216
3.1.2.3. Comparaison des séries temporelles de LAI et de fCOVER	220
Synthèse partielle : La validation des variables biophysiques estimées avec le modèle PROSPECT-SAIL à partir des images MODIS reconstruites.....	223
3.1.3. Les classifications de séries temporelles, de l'échelle régionale à l'échelle locale.....	225
3.1.3.1. Validité de la cartographie des types d'usage des sols à l'échelle régionale	225
3.1.3.1.1. Les principaux usages des sols confrontés à CORINE LAND COVER	225
3.1.3.1.2. La SAU confrontée aux déclarations de la PAC	227
3.1.3.2. L'identification des types d'occupation agricole des sols	230
3.1.3.2.1. A l'échelle régionale	230
3.1.3.2.2. A l'échelle locale	236

Synthèse partielle : La validation des classifications effectuées à partir des images MODIS reconstruites	241
Synthèse : Les séries temporelles d'images MODIS : de la réflectance aux variables biophysiques.....	243
CHAPITRE 3.2. LA DYNAMIQUE SPATIO-TEMPORELLE DE L'OCCUPATION ET DE L'UTILISATION DES SOLS AGRICOLES EN BRETAGNE	245
3.2.1. L'évolution des surfaces cultivées.....	245
3.2.1.1. L'évolution interannuelle des terres cultivées	245
3.2.1.1.1. La diminution des terres cultivées.....	249
3.2.1.1.2. L'évolution des types de cultures.....	251
3.2.1.2. L'évolution intra-annuelle de la couverture des sols	255
3.2.1.2.1. La variabilité moyenne	255
3.2.1.2.2. Les situations « atypiques »	261
3.2.1.2.2.1. Le cas de l'été 2003	261
3.2.1.2.2.2. Le cas de l'été 2006	263
3.2.1.2.2.3. Le cas de l'année 2007	264
3.2.2. L'évolution de la couverture hivernale des sols	265
3.2.2.1. L'évolution interannuelle de l'occupation hivernale des sols.....	265
3.2.2.1.1. Le développement des intercultures.....	265
3.2.2.1.2. Identification des secteurs présentant un risque environnemental.....	270
3.2.2.2. L'évolution intra-annuelle de l'occupation hivernale des sols	271
3.2.2.2.1. Des cultures de céréales d'hiver peu couvrantes	271
3.2.2.2.2. Un développement des intercultures fortement lié à la variabilité climatique.....	274
Synthèse : L'évolution inter et intra-annuelle de l'occupation et de l'utilisation des sols agricoles	277
CONCLUSION DE LA TROISIEME PARTIE	279
CONCLUSION	281
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	289
LISTE DES FIGURES.....	313
LISTE DES TABLEAUX.....	319
SOMMAIRE	321

RESUME

Les données de télédétection disponibles jusqu'à présent ne permettaient pas d'envisager un suivi spatio-temporel détaillé de l'occupation et de l'utilisation des sols à l'échelle régionale dans des régions au paysage très fragmenté, en raison de leur résolution temporelle trop faible ou de leur couverture spatiale trop limitée. Les objectifs de cette thèse étaient d'une part d'évaluer des séries temporelles d'images de télédétection à moyenne résolution spatiale pour effectuer ce type de suivi et d'autre part d'identifier et de caractériser les changements d'usage des terres en région agricole intensive à travers l'évolution de deux indicateurs, le taux de couverture hivernale des sols et le ratio céréales/prairies.

Pour cela, des séries temporelles d'images MODIS ont été constituées sur la région Bretagne entre 2000 et 2008. Une chaîne de prétraitements et de traitements complète a été mise en œuvre. Elle comprend des méthodes déjà utilisées sur des images de télédétection, mais qui ont dû être adaptées aux séries temporelles MODIS, et des méthodes originales, notamment pour la phase de reconstruction des séries temporelles.

Les résultats montrent des tendances d'évolution comme la diminution des prairies au détriment des céréales ou l'augmentation de l'implantation d'intercultures. Ils mettent aussi en évidence des changements ponctuels comme l'augmentation des céréales en 2006 et 2008 et du maïs en 2001. Les principaux facteurs de changements d'occupation et d'utilisation agricole du sol, qui sont des conditions climatiques particulières ou des changements de pratiques agricoles en fonction du contexte politique ou socio-économique, ont été identifiés.

MOTS CLE : Télédétection – Végétation - Séries temporelles - Variabilité climatique - Transfert radiatif – Agriculture – Arbres décisionnels– MODIS

ABSTRACT

Remote sensing data available so far were not relevant for the monitoring of land cover and land use changes on a regional scale in areas with a highly fragmented landscape, because of their temporal resolution and their spatial coverage that are too limited. The objectives of this thesis were on the one hand evaluate time series of remote sensing images with a medium spatial resolution for this type of monitoring, and on the other hand to identify and characterize land use changes in intensive farming regions through two indicators, that are the density of vegetation cover in winter and the ratio cereals / grasslands.

For this, time series of MODIS images were used on the Brittany region between 2000 and 2008. A complete chain of processing operations was implemented. It includes methods already used on remote sensing images, but that had to be adapted to the MODIS time series, and original methods, including reconstruction of time series.

The results show trends as the decrease of grassland at the expense of cereals or the increase of intercropping systems. They also highlight isolated changes as the increase in wheat in 2006 and 2008 and in corn in 2001. The main drivers of land use changes, which are special climatic conditions or changes in agricultural practices depending on the political or socio-economic context, have been identified. The major interest of MODIS images is to identify "hot spots" on a regional scale, *i.e.* areas that pose a risk to the environment, such as areas without vegetation cover during several years, and during a long period of the year.

KEYWORDS : Remote sensing - Vegetation - Time series - Climatic variability - Radiative transfer – Agriculture - Decision-tree – MODIS