

Université de Liège
Faculté des Sciences
Département des Sciences et Gestion de l'Environnement

Prévisions des rendements du blé d'hiver à échelle régionale par modélisation de la courbe de chute de l'indice foliaire

Amani Louis KOUADIO

Thèse présentée en vue de l'obtention
du grade de Docteur en Sciences

Mai 2012

Composition du jury :

Président : Pr Louis François (Université de Liège, Belgique)
Promoteur : Pr Bernard Tychon (Université de Liège, Belgique)
Lecteurs : Pr Pierre Defourny (Université Catholique de Louvain, Belgique)
Dr Bakary Djaby (Université de Liège, Belgique)
Dr François Kayitakire (European Union Joint Research Centre, Italie)
Dr Robert Oger (Centre Wallon de Recherches Agronomiques, Belgique)

Année académique 2011-2012

SOMMAIRE

REMERCIEMENTS	v
RESUME.....	vii
ABSTRACT	viii
LISTE DES TABLEAUX	ix
LISTE DES FIGURES	xi
LISTE DES SIGLES ET ABREVIATIONS	xiii
LISTE DES SYMBOLES	xv
INTRODUCTION.....	1
OBJECTIF DE LA THESE.....	4
STRUCTURE DE LA THESE	5
PREMIERE PARTIE : CONTEXTE GENERAL DE LA RECHERCHE.....	7
CHAPITRE 1 : Télédétection et agriculture	9
1.1 Définition de la Télédétection	9
1.2 Télédétection et propriétés optiques des couverts végétaux	10
1.3 Utilisation des données radiométriques dans les modèles de cultures	11
1.4 Télédétection et systèmes opérationnels de prévision des rendements.....	14
1.5 Exemples de quelques systèmes de suivi de l'agriculture.....	15
1.5.1 Global Information and Early Warning System (GIEWS).....	15
1.5.2 Famine Early Warning Systems Network (FEWS NET)	16
1.5.3 MARS Crop Yield Forecasting System (MCYFS).....	17
1.5.4 Decision Support System of the United States Department of Agriculture - Foreign Agricultural Service (USDA-FAS)	19
1.5.5 China CropWatch System (CCWS).....	20
1.5.6 Global Monitoring for Food Security (GMFS).....	21
1.6 Conclusion partielle.....	22
CHAPITRE 2 : Sénescence et système opérationnel de prévision de rendement du blé.....	23
2.1 Approche conceptuelle de la sénescence dans quelques modèles de culture.....	23
2.1.1 Approche décrite dans le modèle WOFOST	23
2.1.1.1 Sénescence due au vieillissement physiologique des feuilles.....	24
2.1.1.2 Sénescence due au stress hydrique.....	25
2.1.1.3 Sénescence due à l'effet d'ombrage.....	26
2.1.2 Approche décrite dans le modèle CERES-Wheat.....	27

2.1.3	Approche décrite dans le modèle STICS	28
2.2	Description de la courbe de sénescence et estimation du rendement.....	31
2.2.1	Leaf Area Index (LAI)	31
2.2.2	Méthodes de mesures du LAI	32
2.2.2.1	Méthodes directes de mesures.....	32
2.2.2.2	Méthodes indirectes de mesures du LAI.....	32
2.2.3	Fonctions d'ajustement et courbes de croissance / décroissance.....	34
2.2.4	Notion de Green Area Index (GAI)	35
2.2.5	Détermination des metrics de la phase de sénescence	36
2.2.6	Modélisation de la relation d'estimation du rendement.....	37
2.2.7	Critères de choix du (des) meilleur(s) modèle(s).....	37
DEUXIEME PARTIE : APPLICATION DE LA METHODOLOGIE D'ESTIMATION DU RENDEMENT BASÉE SUR LES METRICS DE LA COURBE DE DÉCROISSANCE À DIFFÉRENTES ÉCHELLES SPATIALES.....		39
CHAPITRE 3 : Application de la méthodologie SenAFY à l'échelle parcellaire		41
3.1	Introduction	41
3.2	Matériel et méthodes	43
3.2.1	Mesures de terrain	43
3.2.1.1	Parcelles suivies au G.D. Luxembourg.....	44
3.2.1.2	Parcelles suivies en Belgique et en Lorraine française	47
3.2.2	Traitement des photographies hémisphériques	50
3.2.3	Ajustement de fonctions aux courbes de décroissance du GAI	50
3.2.4	Elaboration des modèles d'estimation du rendement.....	51
3.3	Résultats	53
3.3.1	Ajustements des courbes de décroissance de GAI.....	53
3.3.2	Etablissement des modèles d'estimation du rendement.....	55
3.3.3	Influence de la date de détermination du GAI_{max}	59
3.3.3.1	Décalage de la date de détermination de GAI_{max} 1 à 4 jours avant la date d'observation initiale	61
3.3.3.2	Décalage de la date de détermination de GAI_{max} 1 à 4 jours après la date d'observation initiale	63
3.4	Discussion et conclusion	65

CHAPITRE 4 : Méthodologie SenAFY à l'échelle parcellaire : Influence des fréquences de mesures et relations avec le rendement	69
4.1 Introduction	69
4.2 Material and methods	71
4.2.1 Data	71
4.2.2 Combinations of GAI measurements	72
4.2.3 Statistical analyses.....	74
4.2.3.1 Characterizing the decrease phase of GAI	74
4.2.3.2 Relationship between metrics and observed yields.....	74
4.3 Results and Discussion.....	74
4.3.1 Curve fitting of GAI profiles.....	74
4.3.2 Frequency of GAI measurements and characterization of the senescence phase	75
4.3.3 Relationships between metrics and yield	79
4.4 Conclusion.....	84
CHAPITRE 5 : Application de la méthodologie SenAFY à une échelle régionale.....	87
5.1 Introduction	87
5.2 Material and methods	89
5.2.1 Study area and target spatial administrative units	89
5.2.2 GAI retrieval from MODIS time series.....	90
5.2.3 Characterizing the GAI dynamic.....	91
5.2.4 Filtering out sub-optimal GAI profiles.....	93
5.2.5 Climatic variables and calculation of thermal time.....	96
5.2.6 Yield forecasting modelling.....	96
5.3 Results	98
5.3.1 GAI decreasing curve fitting.....	98
5.3.2 Regression-based models	99
5.4 Discussion	102
5.5 Conclusion.....	104
CHAPITRE 6 : Méthodologie SenAFY basée sur les séries temporelles de GAI : Analyses avec une série de dix années de données.....	105
6.1 Introduction	105
6.2 Matériel et méthodes	106
6.2.1 Site d'étude.....	106
6.2.2 Données.....	107

6.2.3	Evaluation du caractère prévisionnel de l'approche	109
6.2.4	Calcul des metrics de la courbe de décroissance.....	109
6.2.5	Agrégation des valeurs des metrics à l'échelle des NUTS2.....	110
6.2.6	Modèles d'estimation du rendement	111
6.2.6.1	Modèles évalués	111
6.2.6.2	Etude de la colinéarité entre les paramètres des modèles	111
6.2.6.3	Validation des modèles d'estimation du rendement	111
6.3	Résultats	112
6.3.1	Qualité des ajustements des profils GAI	112
6.3.2	Durée de la surface verte (exprimée à travers le metric m) sur la zone d'étude	112
6.3.3	Modèles d'estimation du rendement	115
6.3.3.1	Estimation du rendement à E1 (DoY 181) et à E2 (DoY 200)	115
6.3.3.2	Seuil de pureté des pixels et choix des profils temporels adéquats	116
6.3.3.3	Analyse de la colinéarité entre les paramètres des modèles.....	117
6.3.3.4	Validation des modèles d'estimation du rendement	121
6.4	Discussion et conclusion	122
TROISIEME PARTIE : DISCUSSIONS GENERALES, CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES.....		125
Chapitre 7 : Discussions générales, conclusions et perspectives		127
BIBLIOGRAPHIE		137
LISTE DES PUBLICATIONS.....		155
ANNEXES		157

REMERCIEMENTS

La réalisation d'un projet demeure certes une démarche personnelle, mais ne saurait se concrétiser sans le soutien et les conseils avisés de personnes qui nous entourent.

Mes premiers mots de remerciements vont ainsi à l'endroit de mon promoteur, Bernard Tychon, pour l'occasion donnée de réaliser ce projet au sein de son équipe et la confiance qu'il m'a accordée. Il m'a fait découvrir ce monde passionnant de l'agrométéorologie et de ses diverses applications dans le domaine du suivi et des prévisions des productions et des rendements agricoles ; il a su me communiquer cet enthousiasme et m'a accordé un appui scientifique indéfectible tout au long de ces années de travail. Pour tout cela, je te remercie chaleureusement.

Je remercie également Louis François et Robert Oger pour avoir accepté de faire partie de mon comité de thèse et de mon jury. Leurs commentaires critiques et leurs suggestions ont contribué à l'amélioration de la qualité de ce manuscrit. Merci également à Pierre Defourny et à François Kayitakire, pour avoir accepté de faire partie du jury et pour le temps consacré à la lecture du manuscrit.

Une mention toute spéciale à Bakary Djaby, que j'appelle affectueusement "doyen". Durant cette thèse il m'a été d'une aide très précieuse tant pour ses qualités professionnelles que pour ses qualités humaines. Merci "doyen" pour ce temps passé ensemble et pour toutes ces connaissances acquises auprès de toi. J'espère que cette collaboration se poursuivra encore longtemps !

Merci également à l'Unité Eau, Environnement et Développement du département Sciences et Gestion de l'Environnement de Arlon Campus Environnement, et plus particulièrement à l'équipe "BT". Merci à Farid Traoré, mon frère et ami, merci à Moussa El Jarroudi, Djénéba Mané, Antoine Denis, Hamid Mayou, Joost Wellens, aux anciens de l'équipe, Michel Noël, Abdel Mahtour et Christophe Mackels, pour toute l'ambiance studieuse et amicale que nous avons eue durant ces années. Un grand merci à tous les autres amis doctorants du campus : Marius Bessekou, Guy Eric Kouakou, Trésor Baya, Liady Nourou Dine, Guy Romain Kouam, Thierry Tangou Tabou. Merci aux autres amis et camarades étudiants en master complémentaire, merci à Stanislas Seka, Philippe Kodjo, Dominique Koua et Raoul

N'Guessan. Merci à vous tous pour votre disponibilité et pour tous les échanges tant universitaires qu'extra-universitaires que nous avons eus tout au long de ces années.

Je tiens à remercier l'ULG pour son accueil, ses services et ses infrastructures. J'exprime également ma reconnaissance à la Présidence de la République de Côte d'Ivoire pour avoir financé en partie ces travaux de thèse, à la Commission Universitaire au Développement, à l'a.s.b.l. Petrusse pour le soutien financier durant la finalisation de cette thèse.

Je ne saurai terminer sans adresser un merci tout particulier et exprimer ma reconnaissance à Sergio Martinez, Christian Descoups et Alain Verkaeren, aux membres de ma famille, mes parents, mes frères et sœurs. Merci pour votre soutien indéfectible et vos conseils très utiles durant ces années !

RESUME

Depuis de nombreuses années, les différents enjeux économiques, géostratégiques et humanitaires liés aux prévisions de la production agricole à l'échelle nationale ou régionale, ont fait du suivi agricole une priorité dans divers programmes de recherches. Pour ce faire, de nombreux modèles agrométéorologiques existent, avec différents niveaux de complexité et d'empirisme. De nos jours, les avancées scientifiques et technologiques devraient permettre une meilleure exploitation des informations sur les variables biophysiques extraites de la télédétection en condition opérationnelle de prévisions de rendements et productions agricoles. Pourtant, l'intégration des facteurs biotiques et abiotiques en condition de production, plus particulièrement en phase de sénescence, reste très peu exploitée. Cette recherche porte sur la mise en place d'une approche d'estimation du rendement du blé d'hiver (*Triticum aestivum* L.) basée sur sa phase de sénescence et utile dans un contexte opérationnel de prévisions des rendements. Dans un premier temps, la phase de sénescence du blé est analysée et deux fonctions d'ajustement - les fonctions Gompertz modifiée et logistique - sont choisies pour sa modélisation. L'élaboration de modèles basés sur les paramètres caractéristiques de cette phase de sénescence (i.e. valeur maximale du GAI – *green area index*-, durée de la surface verte et taux de décroissance) est ensuite effectuée pour l'estimation du rendement du blé. Cette approche, la *Senescence-based approach for yield estimates* (SenAFY), est testée tout d'abord à l'échelle parcellaire par utilisation des valeurs de GAI dérivées de photographies hémisphériques. L'appréciation de la faisabilité et des performances de la SenAFY à cette échelle spatiale ont permis, dans un second temps, sa transposition à une échelle régionale en utilisant des profils temporeux de GAI extraites des images MODIS. Les modèles élaborés à travers cette approche permettent d'estimer de manière satisfaisante les rendements de blé aux deux échelles spatiales considérées. Et plus particulièrement, à l'échelle régionale, l'application de la SenAFY dans l'optique d'une prévision des rendements a fourni des résultats intéressants, montrant ainsi l'exploitabilité de la SenAFY dans d'autres contextes. Cette recherche constitue ainsi une piste ouverte dans la valorisation de récentes techniques de traitement d'images satellitaires de moyenne résolution et l'exploitation d'informations issues de la phase de sénescence du blé en conditions opérationnelles.

Mots-clés : SenAFY ; Prévision de rendement ; Echelle régionale ; Green area index ; Sénescence ; Blé d'hiver ; MODIS.

ABSTRACT

Estimation of cereal-crop production is considered as a priority in most crop research programs due to the relevance of food grain to world agricultural production. A large number of agrometeorological models for crop yield assessment are available with various levels of complexity and empiricism. The current development of models for wheat yield forecasts, however, does not always reflect the inclusion of the loss of valuable green area and its relation to biotic and abiotic processes in production situation. At the field level, the close correlation between green leaf area during maturation and grain yield in wheat revealed that the onset and rate of senescence appeared to be important factors for determining wheat grain yield. Earth observation data, owing to their synoptic, timely and repetitive coverage, have been recognized as a valuable tool for crop monitoring at different levels. Our study sought to explore an approach for winter wheat (*Triticum aestivum* L.) yield forecasts at a regional scale, based on metrics derived from the senescence phase of the green area index (GAI).

The senescence phase of winter wheat was analyzed and its modelling was achieved through two curve-fitting functions (modified Gompertz and logistic function). Metrics derived from these functions and characterizing this phase (i.e. the maximum value of GAI, the senescence rate and the time taken to reach either 37% or 50% of the remaining green surface in the senescent phase) were related to grain yields. The Senescence-based Approach For Yield estimates (SenAFY) was established and first tested at plot scale based on GAI values derived from digital hemispherical photograph. Then, it was applied at a regional scale using GAI temporal profiles retrieved from MODIS data. This second part of our study took advantage of recent methodological improvements in which imagery with high revisit frequency but coarse spatial resolution can be exploited to derive crop-specific GAI time series by selecting pixels whose ground-projected instantaneous field of view is dominated by the winter wheat. The regression-based models derived from the SenAFY provide interesting yield estimates at these two spatial scales. At regional scale, especially, the use of the SenAFY in order to forecast wheat yield gave satisfactory results. Such an approach may be considered as a first yield estimate that could be performed in order to provide better integrated yield assessments in operational systems.

Keywords: SenAFY; Yield estimates; Regional scale; Green Area Index; Senescence; Winter wheat; MODIS

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 : Types de sénescences et options de calcul du LAI dans STICS	29
Tableau 2.2: Indicateurs statistiques utilisés	38
Tableau 3.1 : Variétés de blé étudiées et dates de semis.....	46
Tableau 3.2 : Produits fongicides appliqués au G.D. Luxembourg	47
Tableau 3.3 : Jours d’observations (DoY, day of year) et Stades phénologiques selon le code de Zadoks (Zadoks et al., 1974)	49
Tableau 3.4: Paramètres des modèles	55
Tableau 3.5 : Modèles évalués - G.D. Luxembourg	56
Tableau 3.6 : Modèles évalués – Belgique et Lorraine française.....	56
Tableau 3.7 : MAE, RMSE et Coefficient de variation obtenus après validation	57
Tableau 3.8 : Différence de GDD (growing degree day) correspondant aux dates de décalage dans la détermination du GAI_{max} (date initiale J).....	60
Tableau 3.9 : Erreurs d’estimation du rendement commises selon les différents dates de détermination du GAI_{max} (décalage à J-1, J-2, J-3 et J-4)	62
Tableau 3.10 : Erreurs d’estimation du rendement commises selon les différentes dates de détermination de GAI_{max} (décalage à J+1, J+2, J+3 et J+4).....	64
Table 4.1: Classes of combinations based on data of GAI available during the senescence phase.....	73
Table 4.2: Statistical test results for yield estimation (models based on metrics derived from the modified Gompertz function)	81
Table 4.3: Statistical test results for yield estimation (models based on metrics derived from the logistic function).....	82
Table 4.4: Models performances after the validation test (leave-one-out cross-validation)....	83
Table 5.1: Summary statistics and t tests for the VAF (%) using the modified Gompertz function and the logistic function.....	98
Table 5.2: Statistical results of regression-based models.....	99

Table 5.3: Performances of selected models after bootstrapping (bootstrap sample size = 11,000).....	100
Tableau 6.1: Superficies en blé d’hiver pour chaque NUTS2 d’intérêt sur la période 2000-2009 (Source : Eurostat).....	107
Tableau 6.2 : Répartition par NUTS2 des profils temporeaux MODIS sur la période 2000-2009	108
Tableau 6.3: Caractéristiques des modèles d’estimation du rendement.....	115
Tableau 6.4: Caractéristiques des modèles évalués pour des seuils de pureté supérieurs ou égaux à 90%	117
Tableau 6.5: Valeurs des facteurs d’inflation de variance pour chaque modèle.....	118
Tableau 6.6: RMSE et MAE obtenues après bootstrap.....	121

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1: Description des différentes stratégies d'assimilation des données de télédétection dans les modèles de production : (a) Forçage ; (b) Calibration ; (c) Réinitialisation (adapté de Delécolle et al., 1992).....	13
Figure 1.2 : Aperçu général du système FEWS NET (Source : IGOS, 2006)	16
Figure 1.3 : Composantes du MARS Crop Yield Forecasting System (MCYFS) (Justice and Becker-Reshef, 2007).....	18
Figure 1.4: Structure et composantes du DSSAT (Jones et al., 2003)	20
Figure 1.5 : Composantes du China CropWatch System (CCWS) (Justice et al., 2010).....	21
Figure 3.1 : Parcelles suivies en Belgique, au G.D. Luxembourg et en Lorraine française	44
Figure 3.2 : Description schématique de la méthodologie SenAFY à l'échelle parcellaire.....	52
Figure 3.3 : Proportions de variance expliquée (VAF) par les fonctions d'ajustement selon les sites d'études.	53
Figure 3.4 : Ajustement de fonction à la courbe de décroissance du GAI. Cas de la parcelle LU_10.....	54
Figure 3.5 : Rendements observés versus rendements estimés (modèles incluant les metrics de la fonction Gompertz modifiée)	58
Figure 3.6 : Rendements observés versus rendements estimés (modèles incluant les metrics de la fonction logistique).....	59
Figure 3.7 : Comparaisons des différents RMSE selon les différents modèles et selon les jours de détermination de GAI_{max} (1 à 4 jours avant)	62
Figure 3.8 : Comparaisons des différents RMSE selon les différents modèles et selon les jours de détermination de GAI_{max} (1 à 4 jours après).....	64
Figure 4.1: Geographical location of sites in the Grand-Duchy of Luxembourg	71
Figure 4.2: Average VAF value by curve fitting function and combination	76
Figure 4.3: Average MAE value by curve fitting function and by combination	77
Figure 4.4: Curve-fitting of two different GAI profiles in class combination with 7 measurements (logistic function)	78

Figure 4.5: Representation of VAF values by fungicide treatment.....	78
Figure 5.1: Official statistics for wheat yield from 1999 to 2007 (source: EUROSTAT).....	90
Figure 5.2: Examples of interpolation using the canopy structural dynamic model (CSDM). ..	92
Figure 5.3: Spatial selected pixels distribution at a northern European site	95
Figure 5.4: Overview of the SenAFY at a regional scale.....	97
Figure 5.5: Official yield versus predicted yield for NUTS3 (France) and for NUTS2 (Belgium) levels	101
Figure 6.1: Carte des NUTS2 de la Région Wallonne	106
Figure 6.2: Proportion annuelle par NUTS2 des profils temporeux de MODIS satisfaisant aux critères énoncés dans la section 6.2.2.....	109
Figure 6.3 : Valeurs de m (en °C.j) par an et par pixel (Estimation à E1)	113
Figure 6.4 : Valeurs de m (en °C.j) par an et par pixel (Estimation à E2)	114
Figure 6.5: Nombre total des pixels selon les seuils de pureté considérés aux dates E1 (DoY 181) et E2 (DoY 200).....	116
Figure 6.6 : Comparaison entre les rendements officiels et les rendements estimés pour l'ensemble des NUTS2.....	118
Figure 6.7 : Comparaison entre les rendements officiels et les rendements estimés par les modèles Mod1 (Estim_1) et Mod3 (Estim_2) à la date E1 (DoY 181)	119
Figure 6.8 : Comparaison entre les rendements officiels et les rendements estimés par les modèles Mod1 (Estim_1) et Mod3 (Estim_2) à la date E2 (DoY 200)	120

LISTE DES SIGLES ET ABREVIATIONS

AIC	Akaike Information Criterion
AgRISTARS	Agriculture and Resources Inventory Surveys Through Aerospace Remote Sensing
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer
AWIFS	Advanced Wide Field Sensor. Satellites
B-J CCD	BeiJing Charge Coupled Devices
CBERS	China-Brazil Earth-Resources Satellite
CCWS	China CropWatch System
CERES-Wheat	Crop Estimation through Resource and Environment Synthesis – Wheat
CGMS	Crop Growth Monitoring System
CORINE	Coordination of Information on the Environment
CSDM	Canopy Structural Dynamic Model
DSSAT	Decision Support System for Agrotechnology Transfer
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
ENVISAT - ASAR	ENVironmental SATellite - Advanced Synthetic Aperture Radar
ESA	European Space Agency
FAO	Food and Agriculture Organization
FAS	Foreign Agricultural Service
Fcover	Fractional cover
FEWSNET	Famine Early Warning Systems Network
GAI	Green Area Index
GI	Greenness Index
GIEWS	Global Information and Early Warning System
GLC 2000	Global Land Cover 2000
GLOBAM	GLOBal Agricultural Monitoring systems by integration of earth observation and modeling techniques
GLOBCOVER	Global Land Cover
GMFS	Global Monitoring for Food Security
GS	Growing Stage
IBSNAT	International Benchmark Sites Network for Agrotechnology Transfer
IGOS	Integrated Global Observing Strategy
ISRA	Institute of Remote Sensing Application
JRC	Joint Research Centre
LACIE	Large Area Crop Inventory Experiment
LAI	Leaf Area Index
LANDSAT TM	Land+Satellite Thematic Mapper
LIDAR	Light Detection And Ranging
LINGRA	LINTUL GRAssland
MAE	Mean Absolute Error
MARS	Monitoring Agricultural ResourceS
MCYFS	MARS Crop Yield Forecasting System
METEOSAT	METEOrological SATellites

MODIS	MOderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSAVI	Modified Soil-adjusted Vegetation Index
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
PAI	Plant Area Index
PAM	Programme Alimentaire Mondial
RADAR	RAdio Detection And Ranging
RADARSAT	RADAR SATellite
RMSE	Root Mean Square Error
RRMSE	Relative RMSE
SAVI	Soil-adjusted Vegetation Index
ScanSAR	Synthetic Aperture Radar with a swath coverage
SenAFY	Senescence-based Approach For Yield estimates
SIGEC	Système Intégré de Gestion et de Contrôle
SPOT-VGT	Satellite Probatoire pour l'Observation de la Terre - VEGETATION
STICS	Simulateur mulTIdisciplinaire pour les Cultures Standard
TSAVI	Transformed Soil-Adjusted Vegetation Index
Ex-URSS	Ex- Union des Républiques Socialistes Soviétiques
USA	United States of America
USDA	United States Department of Agriculture
VCI	Vegetation Condition Index
WARM	Water Accounting Rice Model
WASDE	World Agricultural Supply and Demand Estimates
WMO	World Meteorological Organization
WOFOST	WOrld FOod STudies
WSI	Water Satisfaction Index

LISTE DES SYMBOLES

DLTAMS	Vitesse de croissance de la plante (STICS)	$[t.ha^{-1}.j^{-1}]$
DLTAMSEN	Vitesse de sénescence	$[t.ha^{-1}.j^{-1}]$
f_{rai}	Facteur traduisant le vieillissement physiologique de la feuille relativement à son âge	[-]
k	Taux de décroissance	[-]
LAI	Indice de surface foliaire	$[ha.ha^{-1}]$
LAI_c	LAI critique (WOFOST)	$[ha.ha^{-1}]$
LN	Nombre total de feuilles de la tige principale depuis l'émergence (STICS)	[-]
m	Temps où l'inflexion de la courbe apparaît (fonction Gompertz modifiée et logistique)	$[^{\circ}C.j]$
NSENCOUR	Jour où la biomasse du jour n a été produite (STICS)	[-]
$P_{age,t}$	Age physiologique de la feuille au temps t (WOFOST)	[j]
PFEUILVERTE	Proportion de feuille verte dans la biomasse totale non sénescente (STICS)	[-]
PLA	Plant Leaf Area (STICS)	$[cm^2]$
PLALR	Taux de perte en surface foliaire de la plante (STICS)	$[cm^2]$
PLANTS	Input plant population (STICS)	[-]
PLSC	Surface verte cumulée au temps où chaque feuille de la tige principale atteint sa taille maximum (STICS)	$[cm^2]$
RATIOSEN	Fraction de biomasse sénescente (par rapport à la biomasse totale) (STICS)	[-]
SENLA	Senescence leaf area (STICS)	$[cm^2]$
SOMSEN	Durée de vie totale entre le jour NSENCOUR et le jour courant (STICS)	$[^{\circ}C.j]$
$\tau_{max,lv}$	Taux maximum de mortalité pouvant être causé par le stress hydrique (WOFOST)	$[kg.kg^{-1}.j^{-1}]$
T	Température de l'air	$[^{\circ}C]$
T_{ai}	Température moyenne journalière	$[^{\circ}C.j]$
T_b	Température de base	$[^{\circ}C.j]$
$T_{b,age}$	Seuil minimum de température pour le vieillissement de la feuille (WOFOST)	$[^{\circ}C]$
T_{DMIN}	Température de base (STICS)	$[^{\circ}C]$
TI	Fraction journalière du phyllochrome	[-]
T_{max}	Température maximale	$[^{\circ}C]$
T_{min}	Température minimale	$[^{\circ}C]$
Tr_a	Transpiration réelle (WOFOST)	$[cm.j^{-1}]$
Tr_p	Transpiration potentielle (WOFOST)	$[cm.j^{-1}]$
tt	Temps thermique	$[^{\circ}C.j]$
Δt	Pas de temps (WOFOST)	[j]
W_i	Poids de l'organe i en matière sèche (WOFOST)	$[kg.ha^{-1}]$
W_{lv}	Poids matière sèche des feuilles (WOFOST)	$[kg.ha^{-1}]$
W_{lv}	Poids en matière sèche des feuilles	$[kg.ha^{-1}]$
ΔW_d^2	Taux potentiel de mortalité due à l'ombrage (WOFSTOT)	$[kg.ha^{-1}.j^{-1}]$
ΔW_d^1	Taux potentiel de mortalité due au stress hydrique	$[kg.ha^{-1}.j^{-1}]$

INTRODUCTION

Dans le contexte actuel du réchauffement climatique et de ses conséquences sur l'homme et son environnement, l'estimation précoce de la production agricole aux échelles nationale ou régionale est plus que jamais au cœur d'enjeux économiques, géostratégiques et humanitaires très importants. La globalisation, la libéralisation des marchés, les nouvelles agro-technologies, le développement économique, le changement des demandes sociétales, les changements climatiques, entraînent une évolution continue des systèmes agricoles autour du globe (van Ittersum et al., 2008). Au niveau européen par exemple, l'estimation des rendements attendus détermine le cours des produits agricoles tant au niveau de la politique agricole commune qu'au niveau du marché mondial en influençant les stratégies spéculatives des opérateurs internationaux (Vossen and Rijks, 1995; Rabbinge and van Diepen, 2000). En outre, dans de nombreux pays moins développés, l'insécurité alimentaire est un problème persistant qui empêche notamment le développement socio-économique. Depuis de nombreuses années ces différents enjeux liés à la prévision de la production agricole ont fait du suivi des cultures une priorité dans divers programmes (Haile, 2005; IGOS, 2006).

La production agricole joue un rôle essentiel dans toute économie et plusieurs systèmes d'estimations des rendements tant à l'échelle nationale qu'à l'échelle régionale ont été développés. Dans de nombreux pays, l'estimation des rendements se base sur des techniques conventionnelles de collecte de données (prélèvement d'échantillons de matière sèche, pesage) et/ou sur les propres rapports des agriculteurs. Ces rapports sont souvent subjectifs, les collectes coûteuses et longues. Le processus d'estimation pourrait alors, dans certains cas, être enclin à de nombreuses erreurs dues à des observations de terrain incomplètes (Reynolds et al., 2000a). Pour pallier la difficulté et le coût d'une prédiction de rendement à l'échelle régionale, l'emploi de solutions répondant à la nécessité d'une utilisation opérationnelle s'avère incontournable (Laguet et al., 1997). Une solution qui pourrait être apportée passerait par les modèles agrométéorologiques (Hoogenboom, 2000). Basés sur une simulation de croissance des cultures, ceux-ci sont de plus en plus utilisés pour de nombreuses applications agricoles et environnementales. Ils permettent en effet de prédire le rendement mais aussi l'évolution des variables de la canopée telles que l'indice foliaire ou la biomasse durant le cycle cultural. La littérature concernant ces modèles est abondante.

Quelques exemples sont donnés par Bouman et al., 1996 ; Brooks et al., 2001 ; Bannayan et al., 2003 ; Brisson et al., 2003 ; van Ittersum et al., 2003. Toutefois, l'utilisation de ces modèles reste limitée en condition opérationnelle par des incertitudes sur les valeurs actualisées de leurs paramètres (densité de semis, date de semis, variétés, maladies,...) et leur importance en nombre (Guérif and Duke, 1998 ; Moulin et al., 1998). Avec le développement des applications de la télédétection, les données satellitaires sont devenues une source importante d'informations permettant de suivre l'état des cultures à grande échelle dans plusieurs régions du globe. Les travaux de télédétection montrent en effet que les indices de végétation, basés sur la combinaison de deux ou plusieurs bandes spectrales ont été développés et appliqués pour caractériser la croissance et le développement des plantes (Steven et al., 1983; Asrar et al., 1984; Perry Jr and Lautenschlager, 1984; Huete, 1988; Jackson and Huete, 1991; Myneni et al., 1995; Kogan, 1997; Bégué, 2002; Doraiswamy et al., 2004; Liang, 2004). Ces indices sont employés notamment pour des évaluations quantitatives du LAI (Leaf Area Index), de la biomasse, du pourcentage de couverture de sol (Fcover) (Glenn et al., 2008). Ainsi, les progrès effectués dans le domaine de la télédétection (satellites à haute résolution spatiale et spectrale, méthodes de traitement numérique d'images satellitaires de plus en plus sophistiquées,...), devraient-ils permettre de réaliser un suivi plus précis de l'environnement en général, et de l'agriculture en particulier. L'utilisation de données satellitaires permet de nos jours une meilleure calibration spatiale des modèles de croissance par une ré-estimation locale de l'information manquante des paramètres du modèle tout au long de la saison culturale (Batchelor et al., 2002). L'utilisation des données radiométriques dans les modèles a fait l'objet de nombreuses études (Bégué, 2002 ; Launay and Guerif, 2005 ; Lauvernet, 2005). Trois principales méthodes sont utilisées pour ce faire : (i) le "forçage" qui consiste en l'estimation ou la réactualisation d'une variable d'entrée ou d'état du modèle ; (ii) la calibration où les variables d'état du modèle sont ajustés de sorte à obtenir une correspondance optimum entre ces variables simulées et observées, pour caractériser au mieux le comportement du système ; (iii) la réinitialisation qui consiste en une continuelle mise à jour de la variable d'état du modèle chaque fois que l'information satellitaire est disponible (Bégué, 2002). Cependant, force est de constater selon le rapport IGOS (2006) que l'assimilation des données satellitaires restait très peu exploitée en condition opérationnelle dans les modèles agrométéorologiques. De plus, la prise en compte effective en

situation de production de la sénescence due aux processus biotiques et abiotiques semble difficile à inclure directement dans les modèles opérationnels. Très peu d'études en effet, en font cas explicitement. Un suivi direct, régulier et à grande échelle (échelle départementale, régionale,...) du couvert végétal pourrait dès lors fournir les données nécessaires à l'élaboration d'un modèle décrivant au mieux la phase de décroissance de la surface verte au cours de la sénescence. L'impact de ces processus sur le rendement pourrait être appréhendé en simulant la cinétique de dégradation de la surface foliaire verte saine.

La connaissance et la modélisation de la croissance de la surface foliaire est d'une grande importance dans les différents modèles de culture d'autant plus que la production de biomasse et partant le rendement, dépendent essentiellement de l'activité photosynthétique de la plante (Maas, 1993; Bouman et al., 1996; Lawless et al., 2005). Dans le domaine de la protection phytosanitaire de la culture du blé d'hiver, les travaux effectués durant ces dernières décennies ont montré l'étroite relation entre le temps durant lequel les dernières feuilles déployées demeuraient vertes lors du remplissage des grains et le rendement final (Gooding et al., 2000 ; Reynolds et al., 2000b ; Richards, 2000 ; Dimmock and Gooding, 2002 ; Blandino and Reyneri, 2009 ; El Jarroudi et al., 2010) ; l'activité photosynthétique des dernières feuilles de blé contribuant pour environ 30 à 50% des assimilats utiles au remplissage des grains (Sylvester-Bradley et al., 1990). Les études sur la physiologie et l'amélioration du rendement du blé ont montré en effet que la phase de formation et de remplissage des grains apparaissait comme étant une phase importante dans la détermination du rendement (Slafer, 2007). D'une manière générale, le remplissage des grains de blé débute aux alentours de la floraison (Wiegand and Cuellar, 1981 ; Calderini et al., 2001; Pepler et al., 2006). La durée de remplissage s'étend alors sur la période allant de la floraison à la maturité, stade auquel est observée la sénescence partielle ou complète des dernières feuilles déployées. Des études ont montré que le paramètre « m » tiré de la fonction d'ajustement Gompertz modifiée (qui définit la durée de surface verte utile du blé durant la phase de décroissance) était significativement corrélé au rendement en grains chez le blé (Gooding et al., 2000; El Jarroudi et al., 2010). Le début et la vitesse de sénescence des dernières feuilles déployées constitueraient alors d'importants facteurs dans l'estimation précoce du rendement en grains chez cette plante. Mais du fait de la prise en compte des dernières feuilles déployées exclusivement, les conclusions de ces études peuvent s'avérer difficiles à mettre en œuvre pour un suivi à des

échelles plus larges. Les systèmes d'estimation ou de prévisions actuellement utilisés dans des contextes opérationnels incluent implicitement la phase de sénescence dans l'élaboration finale du rendement par le biais des modèles agrométéorologiques qui y sont utilisés. Quelques exemples sont donnés dans Supit, 2000 ; Bannayan et al., 2003; Brisson et al., 2003 ; Confalonieri et al., 2009. Les conclusions des études sur la relation entre la sénescence des dernières feuilles déployées et le rendement final suggèrent que cette relation restait très peu exploitée et pourrait être mieux valorisée dans un contexte opérationnel. En ce sens, un suivi direct et régulier du couvert végétal organisé à une échelle départementale ou régionale fournirait les données nécessaires à l'élaboration d'un modèle décrivant au mieux la phase de décroissance de la surface verte et pourrait relier ces paramètres caractéristiques de la courbe de décroissance (appelés « *metrics* ») au rendement final.

OBJECTIF DE LA THESE

L'objectif général de notre recherche est de mettre en place une approche d'estimation du rendement du blé d'hiver basée sur sa phase de sénescence et exploitable dans un contexte opérationnel de prévisions de rendements. La problématique actuelle dans ce domaine (prévisions de rendements obtenues le plus tôt possible dans la saison, à l'échelle de la grande région d'intérêt) demande l'utilisation de modèles robustes pouvant être appliqués à une large échelle (surfaces supérieures à 10 000 km²).

Il s'agira plus spécifiquement, dans un premier temps, d'analyser de manière approfondie l'évolution de la variable biophysique d'intérêt (i.e. le *green area index*, GAI), plus particulièrement sa phase de décroissance, et de la modéliser à travers des ajustements par des fonctions définies. Ensuite, les relations entre ces paramètres caractéristiques de la phase de sénescence et les rendements en grains seront étudiées à l'échelle de la parcelle. Et finalement, l'application de cette approche à l'échelle d'une région sera explorée sur base d'informations de la variable d'intérêt obtenues par imagerie satellitaire. Ainsi, l'impact de la réduction de la vitesse de la surface verte sur le rendement final sera-t-il mieux évalué à partir de données issues des images satellitaires à haute et moyenne résolution. La validation d'une telle approche impliquera la comparaison avec les données statistiques officielles des rendements agricoles. La caractérisation du profil d'évolution (phase décroissante) de la

variable d'intérêt et les modèles basés sur les metrics de la phase de sénescence de la surface verte pour l'estimation du rendement final, pouvant être intégrés ou non dans des systèmes déjà utilisés en conditions opérationnelles (i.e. CGMS, Crop Growth Monitoring System, au niveau européen) constitueraient une piste d'amélioration de l'estimation ou la prévision du rendement du blé à une échelle régionale.

STRUCTURE DE LA THESE

Ce manuscrit se subdivisera en trois grandes parties :

La première partie sera consacrée au contexte général de la recherche et s'articulera autour de deux chapitres : un premier chapitre qui constituera une synthèse sur la télédétection focalisée sur le suivi de la végétation et les systèmes de prévision des rendements agricoles ; le second chapitre présentera l'approche d'estimation des rendements mise en place dans le cadre de cette étude et qui se base sur la décroissance de la surface verte de la plante (phase de sénescence).

La deuxième partie présentera les résultats de l'application de cette approche à différentes échelles spatiales : d'abord à l'échelle de la parcelle, et ensuite à une échelle régionale.

Enfin, la troisième partie récapitulera les différents résultats de cette approche et traitera des différentes perspectives de l'étude ainsi réalisée ; notre étude visant à montrer l'intérêt de la prise en compte de la phase de sénescence dans l'estimation ou la prévision du rendement du blé à une échelle régionale.

PREMIERE PARTIE : CONTEXTE GENERAL DE LA RECHERCHE

CHAPITRE 1 : Télédétection et agriculture

1.1 Définition de la Télédétection

La télédétection est une technique qui permet, à l'aide d'un capteur, "d'observer" et d'enregistrer le rayonnement électromagnétique, émis ou réfléchi, par une cible quelconque sans contact direct avec celle-ci. Le traitement et l'analyse des informations véhiculées par le rayonnement enregistré permettent d'accéder à certaines propriétés de cette cible notamment les propriétés géométriques (position, forme et dimensions), les propriétés optiques (réflexion, transmission, absorption, ...) et les propriétés physico-chimiques (température, teneur en eau, chlorophylle foliaire, phytomasse, matière organique du sol,...). Les plates-formes utilisées en télédétection sont diverses (plate-forme au sol, ballons, avions, satellites). L'acquisition des données par la télédétection est caractérisée par :

- la résolution spatiale ou résolution au sol, qui est fonction de la dimension du plus petit élément qu'il est possible de détecter. Elle se définit par la taille au sol des pixels, c'est-à-dire les éléments de base d'une image.
- La résolution temporelle, qui correspond à la fréquence d'acquisition des données au-dessus d'une même cible.
- La résolution spectrale, qui est l'aptitude du système de détection à distinguer des rayonnements électromagnétiques de fréquences différentes. Plus le capteur est sensible à des différences spectrales fines (intervalles de longueur d'onde étroits), plus sa résolution spectrale est élevée.
- La résolution radiométrique, qui est l'aptitude du capteur à distinguer, dans une bande spectrale considérée, des signaux électromagnétiques d'énergies différentes.

La télédétection est dite passive lorsque la source illuminant la cible est indépendante du capteur. Cette source est généralement le soleil. Exemple des satellites SPOT, LANDSAT, METEOSAT, etc. Elle est dite active dans le cas contraire. C'est le cas des satellites LIDAR utilisant une source laser et le RADAR utilisant une source hyperfréquence. Contrairement à la télédétection passive, la télédétection active par radar offre la possibilité de réaliser des acquisitions en tout temps, par ciel clair ou nuageux, et de jour comme de nuit.

1.2 Télédétection et propriétés optiques des couverts végétaux

Diverses études (Baret and Guyot, 1986; Guyot and Seguin, 1988; Moulin et al., 1998; Bégué, 2002) montrent que les informations spectrales des satellites dans le domaine du visible (longueur d'onde comprise entre 400 et 700 nm), du proche infra-rouge (entre 700 et 1300 nm) et du moyen infra-rouge (1300 et 2500 nm), peuvent être utilisées pour identifier les couverts végétaux, déterminer l'état des plantes à un instant donné, estimer la biomasse des cultures et prévoir leur rendement.

Le comportement spectral d'un couvert végétal est la résultante de la contribution de la végétation et du sol sous-jacent. La contribution du sol dans la radiométrie d'un pixel dépend essentiellement du taux de couverture végétale et de l'épaisseur de la couche végétale qui le couvre. Ces deux caractéristiques structurales du couvert peuvent être exprimées, respectivement, par le degré d'ouverture du couvert et l'indice foliaire. Selon le domaine spectral considéré, les propriétés optiques des feuilles sont essentiellement affectées par les pigments foliaires (la xanthophylle, le carotène, les antocyanes, et les chlorophylles a et b dans le domaine du visible), la structure interne de la feuille ainsi que la cellulose (dans le domaine du proche infra-rouge) et par leur teneur en eau (dans le domaine du moyen infra-rouge) (Guyot, 1989). Ces propriétés sont également affectées par d'autres facteurs tels que les déficiences minérales et hydriques et les attaques parasitaires. La géométrie du couvert joue également un rôle dans les propriétés optiques du couvert végétal. En effet, pour un même indice foliaire, une distribution érectophile (feuilles majoritairement érigées) a pour effet d'augmenter la contribution du sol dans la réflectance du couvert (Guyot and Seguin, 1988). Tandis que si les feuilles sont étalées (distribution planophile) la contribution du sol dans la réflectance du couvert sera moindre. Les propriétés optiques du sol, quant à elles, dépendent de sa teneur en eau et en matière organique, sa composition minérale et de l'état de sa surface (rugueux ou lisse). En télédétection passive optique, les propriétés optiques d'un couvert végétal résultent entre autres, de la réflectance, de l'ombrage, du taux de couverture, de l'agencement des différents organes et du sol sous-jacent. Par contre, en télédétection active en hyperfréquences, le signal rétrodiffusé est essentiellement conditionné par les propriétés géométriques et la teneur en eau du couvert et du sol (Bréda et al., 2002). La télédétection dédiée à l'agriculture consiste à exploiter la variation de la réflectance mesurée pour

caractériser les propriétés biophysiques du couvert (Lauvernet, 2005). L'étude des propriétés optiques des feuilles et leur modélisation ont fait l'objet de plusieurs études, dont un état de l'art est donné par Jacquemoud and Baret, 1990; Jacquemoud and Ustin, 2001. Il en est de même de l'effet de l'architecture du couvert (Andrieu et al., 1997; Rochdi, 2003) et de la réflectance du sol sous-jacent (Stoner and Baumgardner, 1981; Huete, 1988; Qi et al., 1994).

1.3 Utilisation des données radiométriques dans les modèles de cultures

Les modèles de fonctionnement des plantes tentent de décrire les différentes relations entre les facteurs de croissance et de développement des plantes (date et densité de semis, variété,...), les facteurs environnementaux tels que les paramètres climatiques (rayonnement solaire, précipitations, températures), les facteurs pédologiques, la disponibilité en nutriments, etc. (Diepen et al., 1989; Eckersten and Jansson, 1991; Hansen et al., 1991; Maas, 1993; Brisson et al., 2003). Ces modèles sont élaborés notamment à partir de méthodes telles que la paramétrisation qui consiste à approximer la réponse du système biophysique par utilisation de relations tirées des processus biophysiques et/ou des relations empiriques (Maas, 1993). La grande difficulté réside dès lors dans la bonne conversion des données et/ou l'extraction de l'information utile caractérisant au mieux le couvert végétal (problème de fiabilité de l'information dérivée). Le couplage entre données satellitaires et modèles de cultures a fait l'objet de nombreuses études (Delécolle et al., 1992; Moulin et al., 1998; Makowski et al., 2003; Lauvernet, 2005; Dorigo et al., 2007). Les trois grandes stratégies qui permettent d'utiliser les données de télédétection dans les modèles de cultures sont :

- le "forçage" (Figure 1.1a) qui consiste à remplacer une variable d'état du modèle de fonctionnement ou à réactualiser une variable d'état simulée par le modèle à partir d'une valeur déduite de l'information satellitaire. Pour la mise à jour des variables d'état, le forçage suppose que le modèle n'est pas capable de les simuler correctement (Bégué, 2002). Les estimations des variables d'entrée doivent être fréquentes, au même pas de temps que le modèle ou, au moins, avec une fréquence suffisamment élevée pour permettre l'interpolation des données. Les variables d'état peuvent être alors estimés à partir d'indices de végétation soit par des relations empiriques ou par des modèles radiatifs simples.

- La "calibration" (Figure 1.1b) : les variables d'état du modèle sont ajustés de sorte à obtenir une correspondance optimum entre les variables d'état simulées et observées, pour caractériser au mieux le comportement du système (Maas, 1988; Bouman, 1995). Cette stratégie consiste à rechercher de manière itérative les valeurs des paramètres ou conditions initiales inconnues qui minimisent les différences entre les valeurs simulées et observées des variables d'état dérivées des données radiométriques et ce, à travers un algorithme de minimisation d'une fonction de coût (Moulin et al., 1998).
- La "réinitialisation" (Figure 1.1c) : elle consiste en une continuelle mise à jour de la variable d'état du modèle chaque fois que l'information satellitaire est disponible. Cette stratégie se réfère généralement à la méthode d'assimilation séquentielle (Evensen, 2009). Plusieurs algorithmes ont ainsi été développés pour l'assimilation des observations dans les modèles (e.g. Ensemble Kalman Filter) (Evensen, 1994; Dennis, 2002).

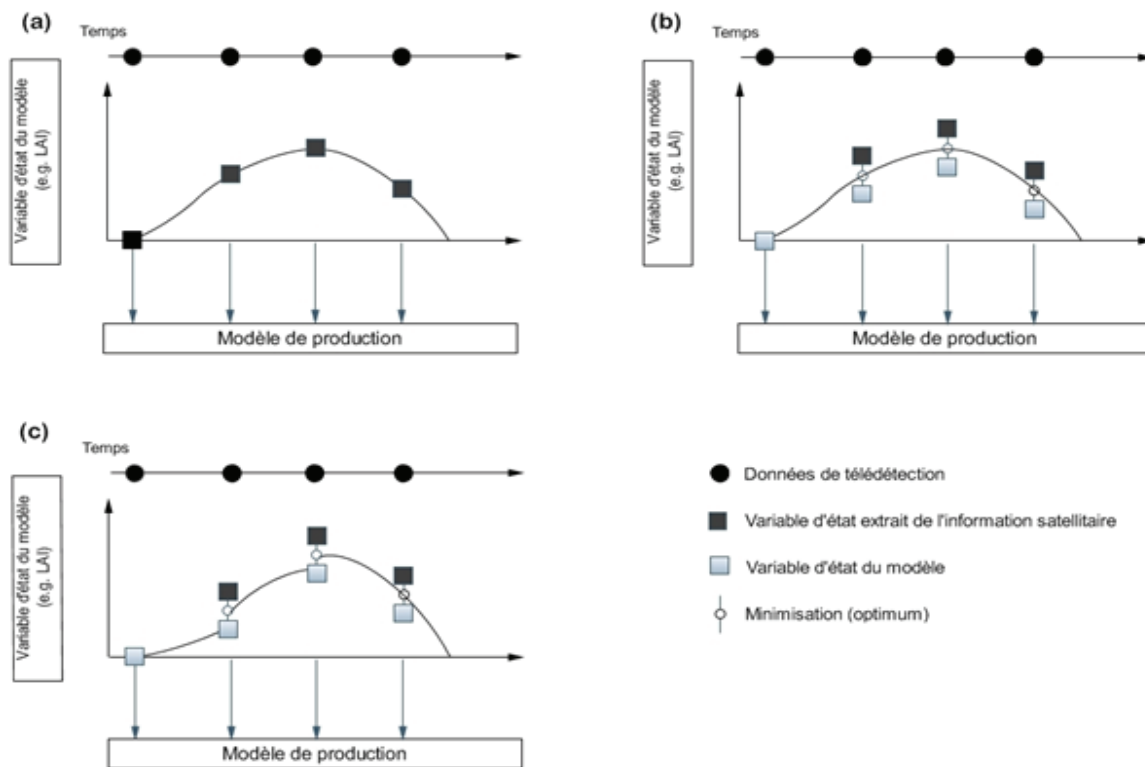


Figure 1.1: Description des différentes stratégies d'assimilation des données de télédétection dans les modèles de production : (a) Forçage ; (b) Calibration ; (c) Réinitialisation (adapté de Delécolle et al., 1992)

L'estimation des profils temporels de variables biophysiques à partir des informations satellitaires, peut être réalisée à travers des relations empiriques ou grâce à l'inversion de modèle de transfert radiatif (Gao and Lesht, 1997; Jacquemoud et al., 2000). Un modèle de transfert radiatif simule les processus de transfert du rayonnement solaire dans certains milieux, comme la végétation et l'atmosphère (Moulin et al., 1995; Jacquemoud et al., 2000). L'inversion consiste à obtenir les paramètres biophysiques à partir de données satellitaires à travers des modèles qui optimisent l'écart minimum entre les mesures et les simulations. Les modèles de transfert radiatif sont classés selon leur mode de représentation du milieu à savoir les modèles pour milieux turbides et ceux pour des milieux hétérogènes (Duthoit, 2006). Contrairement aux approches empiriques qui se limitent souvent à un rapport de deux mesures, l'avantage des modèles d'inversion est de pouvoir intégrer la totalité des mesures

disponibles dans le calcul. Suivant la complexité des modèles, l'inversion sera plus ou moins facilitée. Le couplage entre données de télédétection et modèle de production repose sur la connaissance, explicitée ou non, du transfert radiatif dans les couverts végétaux (Bégué, 2002). Ce qui suppose au préalable un bon étalonnage, de bonnes corrections atmosphériques et géométriques des données satellitaires.

1.4 Télédétection et systèmes opérationnels de prévision des rendements

La télédétection spatiale permet l'acquisition à des échelles spatiales et temporelles variées d'informations sur la surface terrestre, notamment sur les couverts végétaux aussi bien à l'échelle parcellaire qu'à l'échelle d'une région et ce, à des fréquences permettant un suivi de la dynamique des cultures. Plusieurs systèmes opérationnels de suivi des cultures et de prévision de rendements et productions agricoles, intégrant à des degrés divers les informations issues des satellites, existent à travers le monde. La qualité des prévisions de rendement et de production agricoles dépend pour beaucoup du caractère détaillé des informations relatives à l'utilisation des terres agricoles et à l'état des cultures (Commission Européenne, 2010). Ce type d'informations est notamment utilisé pour assurer le suivi du marché et la gestion des mesures y afférentes dans le cadre de l'organisation commune des marchés. L'utilisation de la télédétection pour le suivi de la croissance des cultures a débuté aux Etats Unis d'Amérique, entre 1974 et 1977, notamment avec le programme LACIE (*Large Area Crop Inventory Experiment*) développé conjointement par l'USDA (*United States Department of Agriculture*) et la NASA (*National Aeronautics and Space Administration*). Ce programme fut l'un des premiers à démontrer les capacités opérationnelles de la télédétection pour la prévision de la production du blé (MacDonald and Hall, 1980). De 1980 à 1986 un autre programme réunissant les agences sus-énumérées fut mis sur pied. Il s'agissait du programme AgRISTARS (*Agriculture and Resources Inventory Surveys through Aerospace*). A l'issue de ce programme, fut établi un système opérationnel de suivi des cultures. Ce système consistait non seulement en un suivi des conditions de cultures et de prédiction des rendements des principales cultures telles que le blé, le riz, le maïs, le soja et le coton aux USA, mais aussi en un suivi de ces cultures dans d'autres pays producteurs à savoir l'ex-URSS, le Canada, le Mexique, l'Argentine, le Brésil, la Chine,

l'Inde et l'Australie (NASA, 1984). A l'échelle de l'Union Européenne, le système qui génère les prévisions de rendement des récoltes a été lancé en 1988 sous la forme d'un projet-pilote étalé sur dix ans, dénommé MARS (*Monitoring Agriculture with Remote Sensing*). Cette activité consistait essentiellement en l'évaluation des rendements et des volumes de production de différentes cultures au sein de l'Union, sur la base d'analyses météorologiques, d'indicateurs agrométéorologiques de simulation de la croissance des cultures, de données satellitaires de basse résolution et d'analyses statistiques (Vossen and Rijks, 1995).

En somme, les progrès scientifiques réalisés depuis les années 1970 en termes de résolution temporelle et spatiale des satellites ont favorisé la mise en place de différents systèmes opérationnels au niveau du globe. Quelques exemples sont donnés dans les paragraphes suivants. Une plus large revue est donnée dans le rapport IGOS, 2006, Justice and Becker-Reshef, 2007 et Justice et al., 2010.

1.5 Exemples de quelques systèmes de suivi de l'agriculture

1.5.1 *Global Information and Early Warning System (GIEWS)*¹

Le GIEWS a été établi en 1975 pour le suivi des besoins et demandes à échelle globale et fournir des alertes précoces sur les zones à risques, en termes de productions agricoles. Les informations du GIEWS permettent ainsi des évaluations rapides sur la situation alimentaire mondiale et constituent des supports d'aide à la décision pour les organismes internationaux (i.e. le PAM, Programme Alimentaire Mondiale) et nationaux. Le GIEWS intègre les informations sur les conditions de végétation, la couverture et l'occupation du sol dérivées des satellites avec des données in situ sur les statistiques agricoles, les marchés agricoles et la météorologie.

¹ <http://www.fao.org/giews/english/index.htm>

1.5.2 Famine Early Warning Systems Network (FEWS NET)²

Le FEWS NET a pour objectifs d'identifier les populations vulnérables à des situations de famines et de contribuer à l'atténuation de l'impact de telles situations sur les systèmes de subsistance (Brown, 2008). Pour réaliser ces objectifs, le FEWS NET effectue des évaluations de la sécurité alimentaire quant à la disponibilité des produits agricoles et de barrières à l'accès et l'utilisation de ces produits. Ce réseau se base notamment sur des estimations satellitaires de la disponibilité en eau pour les cultures et des informations sur les conditions de culture, les cycles culturaux, etc. (Brown, 2009). Ces informations permettent ainsi l'établissement d'évaluations hebdomadaires sur les zones à risques climatiques et zones pouvant être en déficit de production. Un aperçu général de ce système est représenté en figure 1.2.

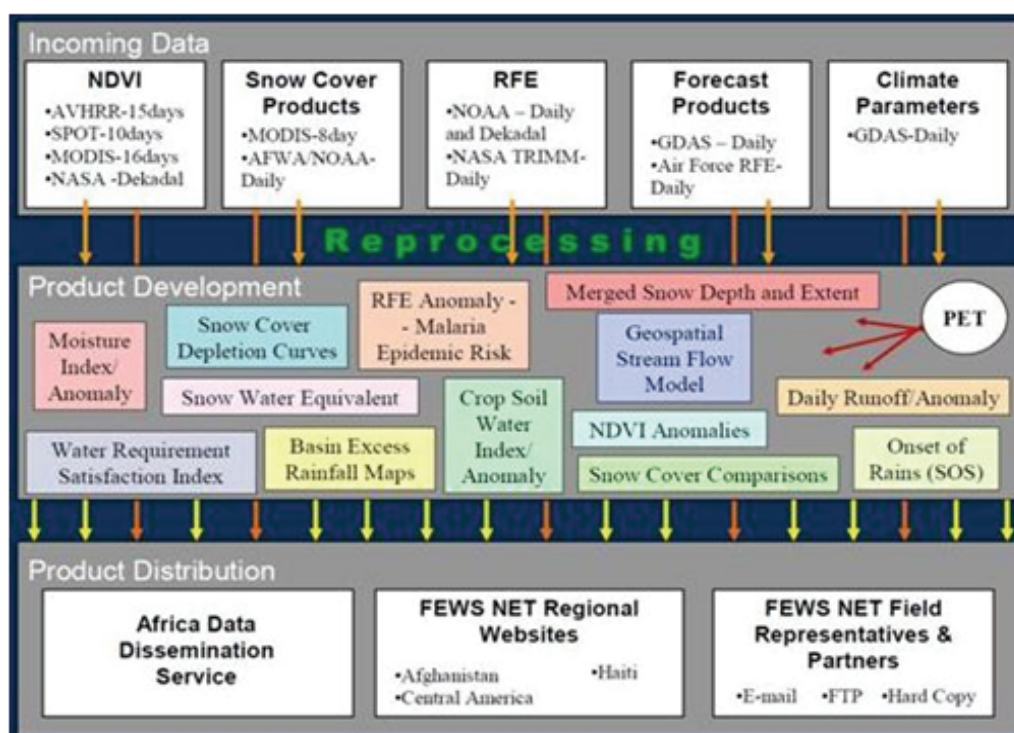


Figure 1.2 : Aperçu général du système FEWS NET (Source : IGOS, 2006)

² <http://www.fews.net/Pages/default.aspx?l=en>

1.5.3 *MARS³ Crop Yield Forecasting System (MCYFS)*

Initié par la Commission Européenne (CE), le MCYFS est un instrument d'analyse intégré et complexe permettant d'assurer le suivi de l'état des cultures de manière à faire des prévisions concernant les rendements et la production agricole. Il est opérationnel sur une superficie correspondant à l'ensemble du continent européen, augmenté des pays du Maghreb et de la Turquie (Commission Européenne, 2010). Des modèles de simulation ont été élaborés pour le blé tendre, le blé dur, l'orge d'hiver et de printemps, le maïs-grain, le colza, le tournesol, la pomme de terre, la betterave sucrière, les fèves et féveroles, le riz et les pâturages (Genovese, 2001; Commission Européenne, 2010). Les données utilisées pour le suivi des cultures et la prévision de leurs rendements à travers ce système sont :

- Des indicateurs agronomiques issus de modèles de croissance de culture implémentés dans le système tels que WOFOST, LINGRA et WARM.
- Des données satellitaires provenant des satellites NOAA-AVHRR, SPOT-VEGETATION et MODIS, reçues par décade avec une couverture totale du monde ;
- Des données météorologiques journalières provenant des prévisions de l'ECMWF (*European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*) et de plus de 4000 stations météorologiques synoptiques d'Europe et d'Afrique, de même que des informations dérivées du satellite METEOSAT ;
- D'autres informations géospatiales telles que les cartes de sols, cartes de couverture / occupation des sols (dérivées de AFRICOVER, CORINE, GLC 2000, GLOBCOVER), les informations sur les calendriers cultureux, la phénologie et des données statistiques historiques.

Sur base des données météorologiques, les indices de satisfaction en eau (*Water Satisfaction Index*, WSI) sont calculés, renseignant sur les conditions des cultures. Durant la saison culturale en cours, l'évaluation qualitative de l'état des cultures est faite par comparaison entre le profil actuel trouvé et les profils historiques. Pour certains pays, avant la fin de la saison culturale, des évaluations quantitatives sont élaborées à partir de modèles de régression calibrés avec les données historiques de rendements (de simples modèles utilisant le NDVI ou des modèles de régression multiple utilisant le WSI et le NDVI).

³ <http://mars.jrc.ec.europa.eu/>

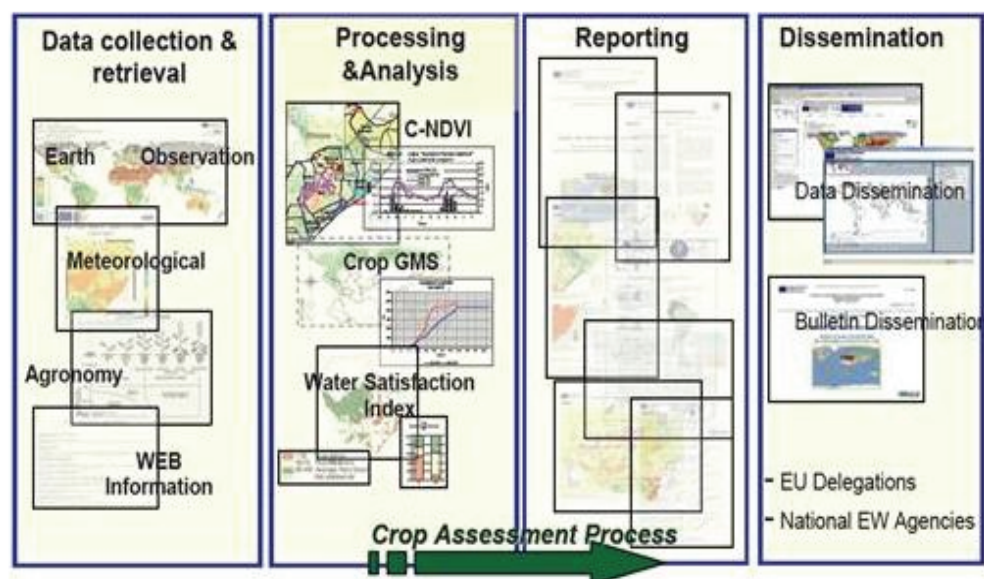


Figure 1.3 : Composantes du MARS Crop Yield Forecasting System (MCYFS) (Justice and Becker-Reshef, 2007)

Le MCYFS consiste en un ensemble de modules indépendants (Figure 1.3), intégrés aux fins de la surveillance du comportement des cultures et du calcul de rendements prévisionnels. Les activités résultent ainsi en: (i) la maintenance d'une base de données météorologiques; (ii) l'application de modèles agrométéorologiques; (iii) le traitement de données satellitaires de basse résolution; (iv) des analyses statistiques et des prévisions de rendement pour les principales cultures, établies par État membre ainsi que des outils de visualisation (Commission Européenne, 2010). Le bulletin MARS est publié presque tous les mois sous format papier ou en version électronique (<http://mars.jrc.it/stats/bulletin/>). Une plus large consultation des résultats est également accessible via le site <http://www.marsop.info>.

1.5.4 *Decision Support System of the United States Department of Agriculture - Foreign Agricultural Service (USDA-FAS)*⁴

Le FAS définit principalement les activités internationales de l'USDA, entre autres le développement de marchés, les accords commerciaux, la collecte et l'analyse des statistiques et des informations des marchés. Il est également impliqué dans des programmes d'aides alimentaires pour les pays en développement à travers notamment la mobilisation d'expertise pour la promotion d'une croissance économique agricole durable. Ces différentes missions passent ainsi par la collecte, l'analyse et la dissémination d'information sur les conditions globales de cultures et de production agricole, et aboutissent à l'établissement du rapport mensuel WASDE (*World Agricultural Supply and Demand Estimates*) et de la base de données PSD (*Production Supply and Distribution*) à l'échelle donc des USA et de plusieurs pays gros producteurs ou gros consommateurs. Ces deux produits sont l'aboutissement du traitement d'informations provenant des :

- Données météorologiques quotidiennes (i.e. précipitations, températures minimale et maximale) provenant des stations synoptiques de la WMO (*World Meteorological Organisation*) et de produits dérivés d'informations satellitaires de l'AFWA (*US Air Force Weather Agency*) ;
- Indices de végétation provenant des satellites tels que MODIS, SPOT-VGT et AVHRR ;
- Modèles de croissance des cultures, calendriers agricoles et d'informations sur les facteurs réduisant les rendements ;
- Données économiques (l'état des productions, des marchés et échanges) et calculs économétriques se basant sur les rapports officiels des gouvernements impliqués.

Les prévisions de ce système de suivi et de prévision se basent en partie sur le système DSSAT (*Decision Support System for Agrotechnology Transfer*). DSSAT a été mis en place par l'IBSNAT⁵ (*International Benchmark Sites Network for Agrotechnology Transfer*) afin de faciliter l'utilisation des modèles de cultures dans le domaine des recherches agronomiques

⁴ <http://www.fas.usda.gov/>

⁵ <http://www.icasa.net/dssat/ibsnat.html>

(Jones et al., 2003). Une structure schématique du DSSAT, de même que ses composantes, est donnée en figure 1.4.

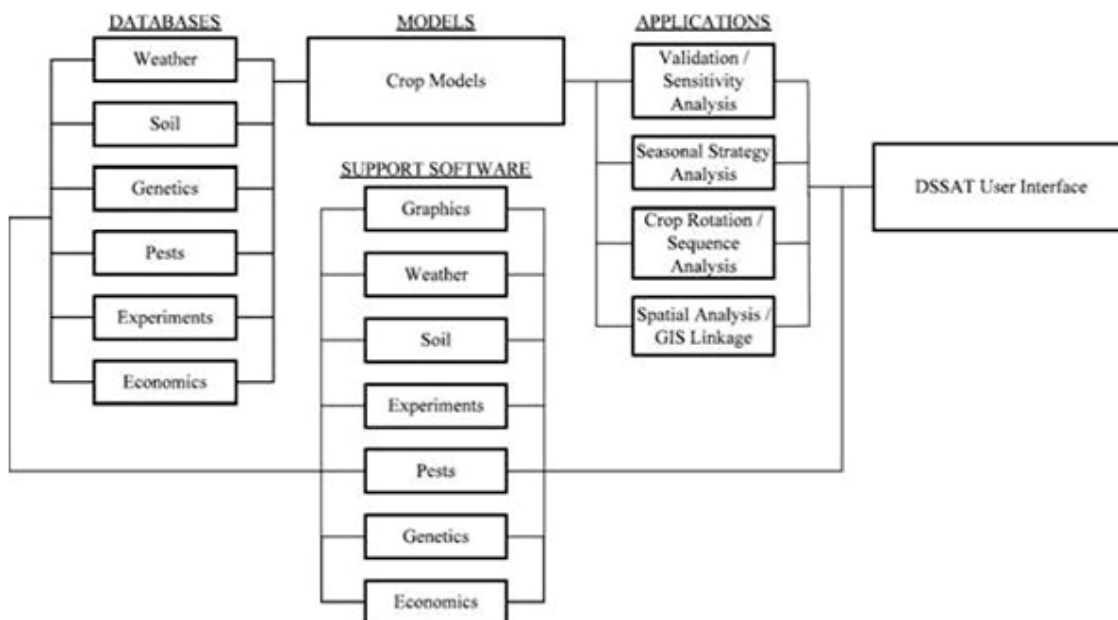


Figure 1.4: Structure et composantes du DSSAT (Jones et al., 2003)

1.5.5 China CropWatch System (CCWS)⁶

Développé par l'ISRA (*Institute of Remote Sensing Application*) du *Chinese Academy of Science* en 1998, le CropWatch System couvre la Chine et d'autres pays grands producteurs de céréales (Justice et al., 2010). Ce système comprend différentes composantes que sont : le suivi des conditions de cultures, le suivi de la sécheresse, l'estimation des rendements, des superficies et de la production en grains, l'inventaire des structures des plantations et le suivi des indices de cultures (Figure 1.5). Ces suivis sont effectués à des échelles différentes, allant de l'échelle du village à celle du pays et des principaux pays producteurs, en passant par l'échelle des comtés et provinces.

Pour ce faire, le CCWS utilise les données suivantes :

- Données provenant des satellites : MODIS, Resourcesat-1 AWiFS, B-J CCD, Landsat TM, ENVISat ASAR, Radarsat-1 ScanSAR et de CBERS-01/02 ;

⁶ <http://www.cropwatch.com.cn/en/index.html>

- Informations géo-spatiales : cartes d'occupations et de couverture des sols de la Chine, données issues notamment de GLC 2000 ; informations sur la phénologie des cultures ;
- Données agrométéorologiques, données sur les évaluations des conditions de cultures, observations de terrain issues d'expérimentation (pour la validation).

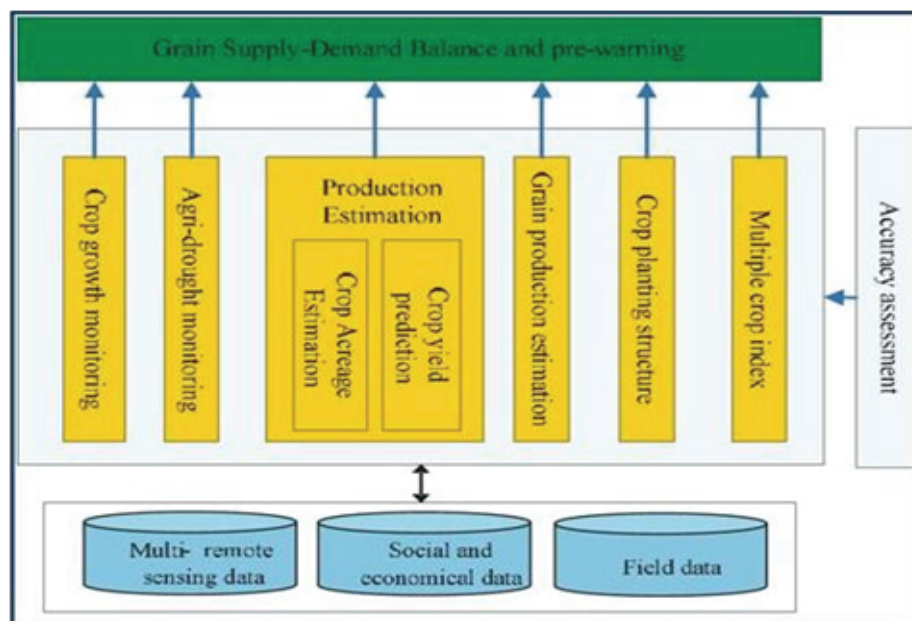


Figure 1.5 : Composantes du *China CropWatch System* (CCWS) (Justice et al., 2010)

1.5.6 Global Monitoring for Food Security (GMFS)⁷

Initiée par l'ESA (*European Space Agency*), GMFS a pour objectif de fournir des services d'observation de la terre et d'encourager les partenariats pour la surveillance de la sécurité alimentaire et des processus environnementaux apparentés en Afrique, en concertant les efforts pour réunir les fournisseurs de données et d'information dans le but de soutenir les intervenants, les nations et les organisations internationales à mieux implémenter leurs politiques de développement durable dans le domaine de la sécurité alimentaire. GMFS se concentre initialement sur l'Afrique sub-saharienne, et dirige son attention sur les utilisateurs finaux des organisations régionales et nationales dont le mandat consiste en la surveillance

⁷ <http://www.gmfs.info/>

agricole pour la sécurité alimentaire et l'alerte rapide des crises alimentaires (<http://www.gmfs.info/fr/index.html>). Ce projet visera in fine à répondre aux besoins des utilisateurs et des partenaires des organisations internationales telles que le JRC de la CE, la FAO (*Food and Agriculture Organization*) et le PAM. Tous ces utilisateurs joueront un rôle majeur dans la définition et l'évaluation des services offerts.

1.6 Conclusion partielle

Le suivi régional ou national de la croissance des cultures à travers des campagnes de terrain s'avère souvent être long et coûteux ; ces campagnes ne fournissant pas toujours en temps réel et de façon explicite les informations sur l'état des cultures. Ces renseignements durant la saison de croissance demeurent d'une grande importance, car d'elles dépend l'efficacité des réponses d'aides humanitaires pour les zones à risques (Haile, 2005). Les différents systèmes utilisés pour générer des prévisions et des estimations de production agricole s'appuient sur une variété de sources de données. L'utilisation des terres agricoles (superficies et cultures emblavées) constitue l'information de base nécessaire aux prévisions à des échelles nationales, régionales ou internationales, et nécessite d'être mise à jour périodiquement pour tenir compte des changements. Les prévisions des productions agricoles requièrent également des données réelles sur les types de cultures, les variétés concernées, les calendriers culturaux, les taux de germination, les indices de récolte, les résidus des cultures, les applications de pesticides, l'irrigation et les différents stress dus aux maladies et ravageurs des plantes. Avec le développement des applications de la télédétection, les données satellitaires sont devenues une source importante d'informations permettant de surveiller l'état des cultures à grande échelle dans plusieurs régions du globe. La vue synoptique et la couverture spatialement systématique offerte par les satellites permettent l'observation multi-temporelle des variations saisonnières au niveau d'un couvert végétal. Ces données peuvent être ainsi utilisées dans des systèmes opérationnels de prévisions de rendements et de productions agricoles à des degrés divers et différentes échelles spatiales.

CHAPITRE 2 : Sénescence et système opérationnel de prévision de rendement du blé

2.1 Approche conceptuelle de la sénescence dans quelques modèles de culture

La sénescence est une phase normale du cycle de développement des espèces au cours de laquelle s'installent des processus de dégénérescence irréversibles des structures et des fonctions cellulaires qui conduiront à une détérioration des tissus et organes, et finalement à la mort de ces organes ou même de l'organisme (Thomas and Stoddart, 1980). Chez les plantes annuelles, la sénescence peut se développer en l'absence de toute condition extérieure défavorable mais le froid, la sécheresse, l'ombrage, le déficit en nutriments, l'élimination de certains organes de la plante peuvent l'induire et l'accélérer. La description de ce phénomène physiologique a fait l'objet de plusieurs études, de même que sa modélisation dans les modèles de cultures. Les modèles de croissance de plante mis en place expliquent la sénescence par des relations plus ou moins complexes (Gabrielle et al., 1998; Borrás et al., 2003; Lizaso et al., 2003; Duchemin et al., 2008). Les formalisations choisies reposent le plus souvent sur des analogies connues ou sur la simplification de formalisations plus complexes. Nous donnons dans cette partie une brève description de la conceptualisation de la phase de sénescence dans trois modèles de culture, utilisés dans des systèmes opérationnels de prévisions de rendements. Ce sont : WOFOST (*WO*rl*d FO*od *ST*udies), CERES-Wheat (*Crop Estimation through Resource and Environment Synthesis – Wheat*) et STICS (Simulateur mulTIdisciplinaire pour les Cultures Standard).

2.1.1 Approche décrite dans le modèle WOFOST

Le modèle WOFOST (Diepen et al., 1989) est issu de la famille de modèles de cultures dite de l' "Ecole de de Wit " (Bouman et al., 1996). C'est un modèle mécaniste de croissance de culture qui décrit la croissance de la plante en utilisant l'interception du rayonnement et l'assimilation du CO₂ comme processus guidant la croissance, et le développement phénologique comme processus de contrôle de cette croissance. Dans ce modèle la température est un paramètre clé qui influence différents aspects de la croissance et du

développement de la plante (durée des stades phénologiques, durée de vie des feuilles vertes, maintien de la respiration, capacité photosynthétique de la plante) (de Wit et al., 2004).

A l'origine, WOFOST avait pour but d'évaluer les rendements potentiels de certaines cultures annuelles dans les pays tropicaux. Son développement ultérieur, adapté de plus en plus aux différentes études menées, fait de ce modèle un outil pour la prévision de rendement à différentes échelles, l'analyse du risque de variation inter-annuelle des rendements. Une plus large revue de ses applications est donnée par Hijmans et al., 1994.

Dans le modèle WOFOST, le taux de croissance d'un organe donné (tige, feuilles, racines, organe de stockage) est spécifique à chaque culture. Et bien que le processus expliquant le taux de mortalité des feuilles soit difficile à décrire mathématiquement, l'établissement du poids total des feuilles vivantes en matière sèche n'en demeure pas moins le même que celui utilisé pour la croissance des racines et des tiges (Eq. 2.1).

$$W_{i,t} = W_{i,t-1} + \Delta W n_i \Delta t \quad (2.1)$$

où $W_{i,t}$ désigne le poids de l'organe i en matière sèche au pas de temps t ; $\Delta W n_i$ est le vitesse de croissance de l'organe i et Δt correspond au pas de temps.

Sous conditions optimales, les facteurs environnementaux influençant le taux d'expansion foliaire sont l'intensité lumineuse et la température. L'intensité lumineuse conditionne la photosynthèse et partant, l'approvisionnement en assimilats des feuilles. Tandis que la température affecte le taux de division et de multiplication cellulaires.

La sénescence des feuilles se réfère aussi bien à la perte de la capacité de celles-ci à assurer les processus physiologiques qu'à leur mort. Dans le modèle WOFOST, la sénescence est expliquée par trois grands modes : l'âge de la feuille ou vieillissement de celle-ci, le stress hydrique ou l'effet d'ombrage des autres feuilles.

2.1.1.1 Sénescence due au vieillissement physiologique des feuilles

Dans le modèle la durée de vie de la feuille, spécifique à chaque culture, est liée au maximum de temps (en jours) durant lequel la feuille est capable de vivre à une température constante de 35 °C (concept du "*life span*"). Le facteur caractérisant le vieillissement physiologique de la feuille se définit comme suit :

$$f_{rai} = \frac{T - T_{b,age}}{35 - T_{b,age}} \quad (2.2)$$

où f_{rai} est le facteur traduisant le vieillissement physiologique de la feuille relativement à son âge ; $T_{b,age}$ désigne le seuil minimum de température pour le vieillissement de la feuille (°C), spécifique à chaque culture ; et T la température moyenne journalière sur la période de croissance de la feuille (°C).

L'intégration sur le temps de ce facteur donne l'âge physiologique de la feuille (Eq. 2.3).

$$P_{age,t} = P_{age,t-1} + f_{rai} \Delta t \quad (2.3)$$

$P_{age,t}$ correspond à l'âge physiologique de la feuille au temps t (en jours) et Δt le pas de temps (en jours).

Les feuilles peuvent ainsi atteindre l'âge physiologique défini par le paramètre *life span* au cours de leur processus de développement, sans toutefois l'excéder. Ce paramètre est spécifique à chaque culture. Etant structurée en termes de classes de feuilles dans WOFOST, la première classe de feuilles ayant atteint cet âge physiologique meurt, laissant la place à la classe suivante. De cette manière, la durée de vie des feuilles correspond au nombre de jours durant lesquels la classe de feuilles contribue au LAI total et donc à la photosynthèse (<http://www.supit.net/>).

2.1.1.2 Sénescence due au stress hydrique

Le taux potentiel de mortalité due au stress hydrique peut se calculer comme suit :

$$\Delta W_d^1 = W_{lv} \left(1 - \frac{Tr_a}{Tr_p} \right) \tau_{\max,lv} \quad (2.4)$$

où ΔW_d^1 désigne le taux potentiel de mortalité due au stress hydrique ($\text{kg.ha}^{-1}.\text{j}^{-1}$) ; W_{lv} correspond au poids en matière sèche des feuilles (kg.ha^{-1}) ; $\tau_{\max,lv}$ désigne le taux maximum

de mortalité pouvant être causé par le stress hydrique ($\text{kg.kg}^{-1}.\text{j}^{-1}$) ; Tr_a correspond à la transpiration réelle (cm.j^{-1}) et Tr_p à la transpiration potentielle (cm.j^{-1}).

2.1.1.3 Sénescence due à l'effet d'ombrage

Les valeurs types du taux maximum de mortalité et du LAI critique des cultures suivies dans WOFOST sont respectivement de 0.03 d^{-1} et $4 \text{ m}^2/\text{m}^2$ dans ce cas (Spitters et al., 1989). Le taux potentiel de mortalité de la feuille due à un fort ombrage est déduit de la relation suivante :

$$\Delta W_d^2 = W_{lv} * 0.03 \frac{LAI - LAI_c}{LAI_c} \quad (2.5)$$

avec ΔW_d^2 désignant le taux potentiel de mortalité due à l'ombrage ($\text{kg.ha}^{-1}.\text{j}^{-1}$) ; W_{lv} le poids en matière sèche des feuilles (kg.ha^{-1}) ; LAI est l'indice de surface foliaire (ha.ha^{-1}) et LAI_c le LAI critique (ha.ha^{-1}).

Le LAI_c étant égal à $LAI_c = \frac{3.2}{K_{df}}$ avec K_{df} égal au coefficient d'extinction du rayonnement diffus.

Pour les calculs ultérieurs de perte de poids des feuilles, n'est prise en compte que la plus grande valeur des deux taux potentiels de mortalité ainsi calculés. Le poids des feuilles mortes durant un pas de temps considéré est calculé par intégration du taux potentiel de mortalité sur ce pas de temps selon l'équation suivante :

$$W_d = \max(\Delta W_d^1, \Delta W_d^2) \Delta t \quad (2.6)$$

Le poids des feuilles mortes W_d est soustrait de la classe de feuilles les plus âgées.

2.1.2 Approche décrite dans le modèle CERES-Wheat

Le modèle CERES-Wheat (Ritchie and Otter, 1985) est un modèle de culture qui simule les impacts des principaux facteurs environnementaux tels le climat, le type de sol et les pratiques culturales, sur la croissance et le développement du blé (Bannayan et al., 2003).

Dans CERES-Wheat la sénescence est couplée au développement foliaire de la plante, la surface foliaire étant le produit de l'effet combiné du taux d'apparition des feuilles et de leur taux d'expansion (Ritchie and Godwin, unpublished book). En assumant que la sénescence n'est due à aucun stress environnemental, dans CERES-Wheat celle-ci débute par les feuilles les plus âgées après que les quatre dernières feuilles aient été formées. La plante maintient ces quatre dernières feuilles déployées vertes tandis que les autres entrent en sénescence. Ce type de sénescence peut en effet être expliqué d'une part par l'effet d'ombrage causé par les nouvelles feuilles ; et de l'autre, par les dommages subis par ces anciennes feuilles résultant de l'expansion de la tige et du fractionnement de la gaine foliaire dus à l'apparition des nouvelles feuilles. Le taux de perte en surface foliaire (*PLALR*) s'établit comme suit :

$$PLALR = [PLSC(LN - 4) - PLSC(LN - 5)] * TI \quad (2.7)$$

où *PLALR* (cm²) désigne le taux de perte en surface foliaire de la plante ; *PLSC* (cm²) correspond à la surface verte cumulée au temps où chaque feuille de la tige principale atteint sa taille maximum ; *LN* est le nombre total de feuilles de la tige principale depuis l'émergence et *TI* la fraction journalière du phyllochrome⁸.

La sénescence de la feuille (*SENLA*, exprimé en cm²) est alors déduite de l'équation Eq. 2.7 selon la formule suivante :

$$SENLA_t = SENLA_{t-1} + PLALR \quad (2.8)$$

La sénescence s'exprime ainsi en fonction de la surface foliaire verte cumulée, du nombre de feuilles et de la fraction journalière du phyllochrome. La prise en compte d'un stress hydrique se fait par la multiplication de *SENLA* par un facteur lié à l'indice de stress hydrique (*SWDFI*). La surface foliaire totale est finalement calculée selon l'équation ci-après :

⁸ Le phyllochrome correspond à l'intervalle de temps séparant l'apparition de chaque feuille d'un végétal (exprimé généralement en degrés.jours).

$$LAI = (PLA - SENLA) * PLANTS * 0.0001 \quad (2.9)$$

avec PLA = Plant leaf area (cm²); $SENLA$ = Senescence leaf area (cm²); $PLANTS$ = Input plant population. La constante 0.0001 permet la conversion de la valeur du LAI en m².

L'équation (2.9) est utilisée durant la durée de vie de la plante. Ainsi quand le PLA atteint sa valeur maximum à la fin de la croissance de la feuille, la sénescence cause un déclin graduel du LAI (Ritchie and Godwin, unpublished book).

2.1.3 Approche décrite dans le modèle STICS

Cette partie reprend largement les notions détaillées dans le chapitre « Croissance aérienne » du document "STICS version 5.0 Notice concepts et formalismes" (Brisson and Mary, 2002). STICS est un modèle de fonctionnement des cultures à pas de temps journalier. C'est un outil de simulation opérationnel en conditions agricoles, dont le principal objectif est de simuler les conséquences des variations du milieu et du système de culture sur la production d'une parcelle agricole ou sur l'environnement. Il a aussi été conçu comme un outil de travail, de collaboration et de transfert des connaissances vers des domaines scientifiques connexes (Brisson et al., 1998).

La croissance de la plante est pilotée par le bilan de carbone. Le bilan azoté est quant à lui simulé parallèlement au bilan de carbone dont il dépend en partie (Brisson et al., 2003).

La croissance en surface foliaire est caractérisée par une fonction logistique durant la phase de végétation (phase juvénile, AMF) jusqu'au stade indice foliaire maximal. A l'approche de ce dernier stade il est possible d'introduire une diminution progressive de la vitesse de croissance par le biais du paramètre $UDLAIMAX$ [abscisse à partir de laquelle il y a décroissance de la vitesse (Brisson et al., 2003)]. La détermination du nombre total de feuilles est propre à chaque culture. Dans le modèle STICS, la sénescence, qui concerne uniquement les feuilles (matière sèche et LAI) et la biomasse résiduelle pour le cas particulier des cultures fauchées, est calculée selon deux modes (Tableau 2.1). Selon l'option de calcul le bilan entre croissance et sénescence naturelle peut être explicite ou implicite. Explicite (option LAIbrut-sénescence), la croissance et la sénescence sont simulées séparément (sénescence calculée en

utilisant le concept de durée de vie). Implicite (option LAInet), les deux phases sont simulées en même temps.

Tableau 2.1 : Types de sénescences et options de calcul du LAI dans STICS

Option	LAInet		LAibrut-sénescence	
	Biomasse foliaire	LAI	Biomasse foliaire	LAI
Sénescence naturelle	Durée de vie appliquée au Δ Biomasse foliaire	Implicite Dédit de la sénescence biomasse en cas de stress sévère	Durée de vie appliquée au Δ Biomasse foliaire	Durée de vie appliquée au Δ LAI
Sénescence accélérée				

Concernant l'option « LAInet », la sénescence est implicite et est simulée en utilisant deux stades phénologiques spécifiques. Entre le stade indice foliaire maximal (*LAX*) et le début de la sénescence l'indice foliaire est constant. Et du début de sénescence, au stade "LAI nul" (*LAN*) l'indice foliaire décroît linéairement en fonction du temps physiologique. Le stress hydrique peut entraîner une sénescence et une maturité précoces par le biais de l'élévation de la température de culture qui sert dans le calcul du parcours de développement.

Dans les autres cas la sénescence est calculée explicitement en utilisant le concept de durée de vie. La durée de vie naturelle des feuilles (*DURAGE*) est définie par deux valeurs : la durée de vie des premières feuilles ou *DURVIEI* (exprimée en proportion de *DURVIEF*) et la durée de vie des dernières feuilles émises ou *DURVIEF* (exprimée en Q10). Jusqu'au stade *AMF*, la durée de vie est *DURVIEI* ; du stade *AMF* au stade *LAX*, la durée de vie croît de *DURVIEI* à *DURVIEF* en fonction des *ULAI* (unité de développement foliaire). Dans le cadre de l'utilisation de l'option « LAibrut-sénescence », en cas de stress hydrique ou azoté, la durée de vie peut être raccourcie si le stress subi est plus intense que les stress précédents.

La durée de vie de la feuille n'est pas exprimée en degrés-jours mais plutôt par un Q10 de 2,

soit $2^{\frac{T - T_{DMIN}}{10}}$ avec T : température de l'air ou de la culture (°C) et T_{DMIN} : température de base (°C).

La sénescence d'une feuille (i) est calculée selon le principe suivant :

Tant que $\Sigma DURVIE(NSENCOUR_i) < SOMSEN$ alors

$$DLTAMSEN(n) = \Sigma DLTAMS(NSENCOUR_i) * RATIOSEN * PFEUILVERTE(NSENCOUR_i).$$

où $NSENCOUR$ est le jour où la biomasse du jour n a été produite ; $SOMSEN$ (°C.j) est la durée de vie totale entre le jour $NSENCOUR$ et le jour courant ; $DLTAMSEN$ (t.ha⁻¹.j⁻¹) est la vitesse de sénescence ; $DLTAMS$ (t.ha⁻¹.j⁻¹) correspond à l'accumulation de biomasse aérienne et est fonction des températures de croissance foliaire et des températures extrêmes; $RATIOSEN$ est la fraction de biomasse sénescente (par rapport à la biomasse totale) ; $PFEUILVERTE$ définit la proportion de feuille verte dans la biomasse totale non sénescente.

La portion de feuillage produite le jour $NSENCOUR$ disparaît par sénescence au bout d'une durée correspondant à $DURVIE(NSENCOUR)$. Ce principe est appliqué à la biomasse et à l'indice foliaire si l'on utilise l'option « LAIbrut-sénescence ». Selon l'évolution des températures et l'évolution des durées de vie en fonction de la phénologie et des stress, la sénescence peut être très variable d'un jour à l'autre et concerner plusieurs jours de production ou au contraire aucun. En général, la biomasse foliaire produite ne disparaît pas complètement (remobilisations), d'où l'introduction du paramètre $RATIOSEN$ (< 1). La biomasse de feuilles jaunes est calculée dans le module de sénescence. La proportion de feuilles dans la biomasse sénescente d'un jour donné ($DLTAMSEN$) est déterminée par le rapport $PFEUILVERTE$ du jour de production de cette biomasse sénescente ($NSENCOUR$).

En somme, la modélisation de la sénescence dans ces trois différents modèles de culture montre que celle-ci est intégrée au cycle normal de développement de la plante. Décrite généralement dans ces modèles comme n'affectant que les feuilles, elle débute à des stades phénologiques bien précis et peut être influencée par des facteurs propres à la plante

(architecture des feuilles, par exemple) ou alors par les conditions environnementales (stress hydrique, stress en nutriments, attaques de parasites, etc.). Au niveau de la plante de façon concrète, cela se traduit principalement par la perte de la capacité de celle-ci à intercepter le rayonnement pour son activité photosynthétique, influençant dès lors sa productivité. La sénescence des feuilles est ainsi caractérisée par des équations traduisant la diminution de la surface foliaire. Au-delà de leur relative simplicité, les équations utilisées impliquent un grand nombre de paramètres dont la calibration n'est pas toujours aisée à de larges échelles.

2.2 Description de la courbe de sénescence et estimation du rendement

2.2.1 *Leaf Area Index (LAI)*

Le LAI constitue un important indice contrôlant les processus biologiques et physiologiques au niveau de la plante. Il intervient notamment dans des processus tels que l'interception du rayonnement, la photosynthèse et l'évapotranspiration. Le LAI correspond à la moitié de la surface foliaire interceptrice développée par unité de surface du sol (Chen and Black, 1992). Ce paramètre couramment exprimé en m^2 de feuilles par m^2 de sol est sans dimension. Les valeurs de LAI sont très variables d'un couvert à l'autre : de 0 pour un sol nu et pouvant dépasser 15 pour des forêts tropicales très fermées ou des forêts de conifères (Schulze, 1982; Asner et al., 2003; Duthoit, 2006). Cette valeur très élevée du LAI se justifie par l'emploi d'anciennes méthodes de mesures dans l'étude concernée et qui tendent à surestimer la valeur du LAI telle que définie par Chen and Black (1992) (Asner et al., 2003). Dans les forêts tempérées le LAI atteint rarement plus de 8 ; il varie par exemple entre 2 à 6 pour des cultures annuelles (Beadle, 1993). L'importance de ce paramètre dans le processus de développement de la plante se traduit par l'intérêt particulier accordé à travers de nombreuses études relatives à sa quantification ou à sa modélisation (Maas, 1993; Maddonni and Otegui, 1996; Gower et al., 1999; Jonckheere et al., 2004).

2.2.2 Méthodes de mesures du LAI

Différentes méthodes de mesures directes et indirectes du LAI existent. Une revue détaillée est faite par Bréda, 2003 et Jonckheere et al., 2004. Dans cette partie nous nous limiterons simplement à une brève description de ces méthodes.

2.2.2.1 Méthodes directes de mesures

Ces méthodes consistent essentiellement en la collecte des feuilles, puis en la mesure de leurs surfaces. Parmi les méthodes de collecte, on peut citer le recueil de la litière (méthode non destructive, adéquat pour les peuplements forestiers de feuillus) ou la collecte des feuilles sur pied (si la densité du peuplement est connue). Méthode destructive, cette dernière permet un suivi temporel intra-annuel du LAI si des mesures sont répétées au cours d'une même saison de végétation, mais demeure cependant difficile à mettre en œuvre en milieu forestier par exemple, où le volume végétal à considérer est important. La mesure de la surface des feuilles peut se déterminer par :

- planimétrie : la surface de chaque feuille est déterminée à l'aide d'un planimètre,
- ou gravimétrie : qui consiste à relier la surface foliaire d'une espèce à son poids sec par détermination de la surface spécifique des feuilles. Cette méthode est très utilisée lorsque le LAI doit être estimé à partir d'un nombre important d'échantillons (Duthoit, 2006).

Les méthodes directes sont en général destructives, coûteuses en temps et en main-d'œuvre car pour être précises elles nécessitent la collecte d'un grand nombre d'échantillons (Demarez et al., 2008). Ces méthodes sont toutefois nécessaires pour calibrer les approches indirectes qui seront abordées dans la partie suivante.

2.2.2.2 Méthodes indirectes de mesures du LAI

a. Méthode basée sur la fraction de trou

La fraction de trou joue un rôle important dans le bilan radiatif des couverts végétaux et est fortement liée à la structure du couvert (Duthoit, 2006). L'approche probabiliste de distribution des feuilles est en effet mise en exergue. En ce sens, un rayon lumineux traversant

un couvert peu développé (donc à faible LAI) aura une forte probabilité d'atteindre le sol sans être intercepté par les feuilles ; la probabilité devenant faible pour un couvert très développé. Une revue des différentes techniques de mesures de la fraction de trou et de l'estimation du LAI à partir des ces mesures est donnée dans Jonckheere et al., 2004 et Weiss et al., 2004. Parmi les méthodes de mesures nous citons notamment celles utilisant le LAI-2000 Canopy Analyzer (Li-Cor, Nebraska, USA [Welles and Norman, 1991]), le TRAC (*Tracing Radiation and Architecture of the Canopies*, 3rd Wave Engineering, Ontario, Canada [Leblanc et al., 2002]), ou encore celle basée sur les photographies hémisphériques (technique utilisée dans le cadre de notre étude à l'échelle de la parcelle, Chapitres 3 et 4). Ces méthodes présentent l'avantage d'être plus faciles à mettre en œuvre que les mesures destructives. Leur représentativité spatiale reste cependant limitée puisque ne permettant pas d'échantillonner de grandes surfaces.

b. Méthode basée sur le calcul d'indices de végétation

Les indices de végétation sont des combinaisons d'informations radiométriques (sommes, différences, ratios, etc.) issues de différentes longueurs d'ondes. Plusieurs études ont porté sur les relations entre ces indices de végétation et les différentes variables biophysiques du couvert végétal (biomasse, concentration en chlorophylle, LAI, etc.) (voir revue dans Kerr and Ostrovsky, 2003; Ustin, 2004). Plus d'une douzaine d'indices de végétation existent (Steven et al., 1983; Asrar et al., 1984; Perry Jr and Lautenschlager, 1984; Myneni et al., 1995; Kogan, 1997) et ont été corrélés avec différentes caractéristiques du couvert végétal. Parmi ces indices, on peut citer l'indice normalisé de différence de végétation (NDVI, *normalized difference vegetation index*), l'indice de verdure (GI, *greenness index*), l'indice de végétation ajusté par sol, (SAVI, *soil-adjusted vegetation index*), les SAVI transformés (TSAVI, *transformed soil-adjusted vegetation index*), les SAVI modifiés (MSAVI, *modified soil-adjusted vegetation index*), et l'indice de condition de la végétation (VCI, *vegetation condition index*). Ces indices de végétation ont été employés pour faire des évaluations quantitatives du LAI, de la biomasse, et du pourcentage de couverture de sol (Glenn et al., 2008).

2.2.3 Fonctions d'ajustement et courbes de croissance / décroissance

Les modèles de croissance / décroissance sont très couramment utilisés dans les domaines de la démographie, de l'épidémiologie ou encore de l'étude des populations d'animaux, etc.

Debouche (1979) fait une étude comparative de certains modèles de croissance. Dans cette synthèse, l'auteur distingue les modèles de forme variable utilisés lorsque les rythmes de croissance varient d'un individu ou groupe d'individus à l'autre, et ceux de forme constante quand l'allure est relativement stable d'un individu à l'autre. Parmi les modèles comparés citons l'équation de Mitscherlich ou modèle de Richards, le modèle de Gompertz, le modèle logistique, et les modèles de Nelder et de Lundqvist. Le modèle de Mitscherlich, qui a une forme exponentielle asymptotique, conviendrait à des types de modélisation où la vitesse de croissance va en diminuant. Le modèle logistique, étant un modèle symétrique conviendrait à des études où la vitesse de croissance est relativement la même que celle de la décroissance. Le modèle de Gompertz conviendrait aux cas où la vitesse de croissance augmente jusqu'au premier tiers de la taille finale pour diminuer par la suite. Les modèles de Nelder et Lundqvist permettraient quant à eux de représenter aussi bien des croissances "précoces" que des croissances "tardives" (Debouche, 1979). Pour les études au niveau des cultures, il est pratiquement impossible d'opter pour un type de modèle dès le départ, tant la précision de l'ajustement d'un de ces modèles varie. Etablir une règle absolue pour l'évaluation et le choix d'une fonction à ajuster à une courbe n'est pas chose aisée car plusieurs facteurs sont à prendre en compte, notamment si la finalité est à titre explicatif, descriptif ou prédictif (Tjørve, 2009). Ainsi, le choix de la fonction dépendra des fins spécifiques de l'étude, du respect des formes de courbe attendues et des points observés, ou encore si le but est de comparer les valeurs des paramètres avec celles trouvées dans la littérature.

Concernant l'évolution temporelle du LAI, Baret and Guyot (1986) proposent un modèle paramétrique d'évolution temporelle du LAI de la forme :

$$LAI(t) = f(t, \beta) = K \left(\frac{1}{1 + \exp(-a(t - T_c))} - \exp(b(t - Tr)) \right) \quad (2.10)$$

Avec $\beta = (K, a, b, T_c, Tr)$: vecteur des paramètres du modèle ; t correspond au temps exprimé en somme des températures à partir d'une date fixe (en degrés-jours) ; K correspond au LAI_{max} , atteint théoriquement en l'absence de sénescence ; T_c est égale à la durée entre la

levée de la culture et le point de croissance foliaire maximale (en degrés-jours) ; Tr est une contrainte qui marque la fin du cycle de vie de la plante ou la récolte. $Tr = \log (1 + \exp(a \cdot Tc)) / b$; a et b sont des indicateurs des vitesses de croissance et de sénescence.

Ce modèle d'évolution du LAI est la combinaison d'un modèle logistique simple à trois paramètres (K , a , Tc) permettant de modéliser d'une part la phase de croissance de la culture, et d'un modèle exponentiel négatif de l'autre, permettant la modélisation de la phase de sénescence (Baret and Guyot, 1986). Les paramètres clés dans la caractérisation de la phase de sénescence sont ainsi le LAI maximal (K) et la vitesse de décroissance (b).

Lizaso et al. (2003) proposent un modèle d'évolution de la surface foliaire du maïs, qui couplé au modèle de culture CERES-*maize* fournit de très bons résultats en ce qui concerne l'évolution de la surface foliaire, à comparer au modèle CERES initial. Ce modèle d'évolution de la surface foliaire s'articule autour de trois composantes que sont l'expansion foliaire décrite par une fonction logistique, la longévité de la feuille décrite par une fonction gaussienne, et la sénescence de celle-ci décrite par la même fonction logistique que celle de l'expansion foliaire.

L'utilisation d'une fonction logistique généralisée dans les deux cas énumérés ci-dessus, permet plus de souplesse d'utilisation pour représenter les différentes dynamiques du LAI des cultures.

2.2.4 Notion de *Green Area Index* (GAI)

Pour les types de couverts végétaux pour lesquels il est difficile de séparer les feuilles et les autres organes du fait de l'architecture de la plante (i.e. le blé), des notions autres que le LAI, sont utilisées pour caractériser la surface concernée de la canopée. Ainsi, la notion de *Plant Area Index* (PAI) est utilisée quand tous les éléments de la plante sont inclus dans l'interception du rayonnement à travers la canopée (Neumann et al., 1989; Bréda, 2003; Hosoi and Omasa, 2009). Plus particulièrement chez le blé la notion de surface verte utile de la plante à travers le *Green Area Index* (GAI) se justifie par le fait qu'elle prend en compte l'ensemble des tissus de la plante photosynthétiquement actifs - feuilles, tiges et épis- (Olesen et al., 2002; Keating et al., 2003; Lawless et al., 2005; van Leeuwen et al., 2011). La

réflectance du couvert intègre ainsi en plus du signal des feuilles, les signaux des tiges et des épis.

Notre étude a pour finalité de développer une approche basée sur la phase de sénescence du blé d'hiver pour l'estimation des rendements à l'échelle d'une zone agricole, d'une région ou d'un pays. Nous dénommerons cette méthodologie par le sigle « **SenAFY** » pour "*Senescence-based Approach For Yield estimates*". Celle-ci consistera donc à développer une approche simplifiée d'estimation des rendements du blé basée sur l'évolution de la phase décroissante de la surface verte de la plante (i.e. GAI) à l'échelle des parcelles, puis de la transposer à une échelle régionale via des données issues de l'imagerie satellitaire.

2.2.5 Détermination des metrics de la phase de sénescence

Dans notre étude, le calcul des paramètres (appelés « *metrics* ») servant à caractériser la phase de décroissance du GAI sera fait à partir des fonctions d'ajustement proposées par Gooding et al. (2000) : la fonction Gompertz modifiée (Eq. 2.11) et une fonction logistique (Eq. 2.12).

$$GAI(t) = GAI_{\max} * \exp[-\exp(-k(t - m))] \quad (2.11)$$

$$GAI(t) = \frac{GAI_{\max}}{1 + [\exp(-k(t - m))]} \quad (2.12)$$

où $GAI_{\max}$ désigne la valeur maximale de GAI ($\text{m}^2.\text{m}^{-2}$) ; m est le temps où l'inflexion de la courbe apparaît ($^{\circ}\text{C}.\text{j}$) ; k exprime le taux de dégénérescence du GAI ; et t désigne le temps thermique (*thermal time*) exprimé en degrés-jours ($^{\circ}\text{C}.\text{j}$).

Lorsque $GAI_{\max}$ est fixé à 100 l'inflexion de la courbe lors de la phase décroissante apparaît à $GAI = 37\%$ pour la fonction Gompertz modifiée (50% pour la fonction logistique). Le temps thermique, t , sur n jours se calcule comme suit :

$$t = \sum_{i=1}^n (T_{ai} - T_b) \quad (2.13)$$

où T_{ai} ($^{\circ}\text{C}.\text{j}$) est égale à la moyenne journalière de la température de l'air [$T_{ai} = 0.5*(T_{\max} + T_{\min})$] ; T_b ($^{\circ}\text{C}.\text{j}$) étant égale à la température de base. Dans le calcul des cumuls, $(T_{ai} - T_b)$ est égale à 0 lorsque $T_{ai} < T_b$. Pour le blé, T_b est assumée comme étant égale

à 0 (Baker et al., 1980; Baker and Gallagher, 1983; Davidson and Campbell, 1983, cités par Masle et al., 1989). La période de calcul du temps thermique commence à GAI_{max} . Il est alors fixé à 0 à cette date et le cumul est effectué pour les jours suivants.

Ainsi, dans l'équation (2.11), le metric m est le temps thermique mis pour atteindre 37% (ou 50% dans l'équation (2.12) de la valeur de GAI_{max} . Ce metric traduit ainsi la durée de la surface verte utile durant la sénescence de la plante qui, combiné à la vitesse de sénescence influence également le remplissage des grains et le rendement. Les variables climatiques, températures minimale (T_{min}) et maximale (T_{max}), sont issues de stations météorologiques proches des parcelles suivies. La détermination du GAI_{max} sera explicitée dans les chapitres suivants (Chapitres 3 et 5).

La qualité des ajustements effectués sera appréciée à travers la proportion de variance expliquée (VAF, *variance accounted for*), le RMSE (*root mean square error*) ou le MAE (*mean absolute error*). Les formules de calculs de ces différents indicateurs statistiques sont données dans le tableau 2.2.

2.2.6 Modélisation de la relation d'estimation du rendement

Les modèles d'estimation du rendement sont déterminés par régression linéaire multiple en utilisant des sets de données se référant aux fonctions desquelles sont dérivés les metrics et les rendements observés ou issus des statistiques officielles. Ainsi, le premier set d'inputs comprend les valeurs de m_{gomp} , k_{gomp} (fonction Gompertz modifiée), le GAI_{max} et les rendements observés. Le second set comprend les valeurs de m_{log} , k_{log} (fonction logistique), le GAI_{max} et les rendements observés. Les performances des modèles trouvés sont par la suite évaluées à travers différents tests statistiques.

2.2.7 Critères de choix du (des) meilleur(s) modèle(s)

La sélection des modèles est un problème bien connu en statistique. Lorsque le modèle est fixé, la théorie de l'information fournit un cadre rigoureux pour l'élaboration d'estimateurs performants. Mais dans un grand nombre de situations, les connaissances a priori sur les données ne permettent pas de déterminer un modèle unique dans lequel se placer pour réaliser l'inférence (Lebarbier and Mary-Huard, 2004). L'une des réponses apportées au problème de

la sélection des modèles est la minimisation d'un critère pénalisé. Parmi ces critères, l'AIC [*Akaike Information Criterion*, (Akaike, 1973)] a été largement diffusé et appliqué (Sawa, 1978 ; Akaike, 1987 ; Bozdogan, 1987; Bozdogan, 2000). L'AIC permet de sélectionner un modèle optimal qui réalise le meilleur compromis biais-variance. Le meilleur modèle sera celui qui minimise le critère AIC. D'autres critères de comparaison seront également pris en compte, à savoir le R^2 ajusté (R^2_{aj}), l'erreur quadratique moyenne ou RMSE (*root mean square error*), le RRMSE (*relative RMSE*) et le MBE (*mean bias error*). Le R^2_{aj} est une valeur corrigée du R^2 qui prend en compte l'influence liée au nombre de variables prédictives d'un modèle donné. Leurs formules de calcul sont données dans le tableau 2.2.

Tableau 2.2: Indicateurs statistiques utilisés

Statistic	Formula
Variance Accounted For	$VAF = 100 * \left(1 - \frac{\text{var}(\text{residuals})}{\text{var}(\text{observed values})} \right)$
Mean Absolute Error	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i - O_i $
Akaike Information Criterion	$AIC = \exp\left(\frac{2p}{n}\right) * SCE$
Root Mean Square Error	$RMSE = \sqrt{\frac{SCE}{n - p}}$
R^2_{aj}	$R^2_{aj} = 1 - \frac{(n-1)(1 - R^2)}{n - p}$
Relative Root Mean Square Error	$RRMSE = 100 * \frac{RMSE}{\bar{O}}$
Mean Bias Error	$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (E_i - O_i)$

SCE: Somme des carrés des erreurs; $\bar{O}$: rendement observé moyen ; n : nombre des observations ; p : nombre des paramètres dans le modèle (y compris l'intercept).

**DEUXIEME PARTIE : APPLICATION DE LA METHODOLOGIE D'ESTIMATION
DU RENDEMENT BASÉE SUR LES METRICS DE LA
COURBE DE DÉCROISSANCE À DIFFÉRENTES
ÉCHELLES SPATIALES**

CHAPITRE 3 : Application de la méthodologie SenAFY à l'échelle parcellaire**

3.1 Introduction

La connaissance et la modélisation de la croissance de la surface foliaire sont d'une grande importance dans les modèles agrométéorologiques d'autant plus que la production de biomasse et donc le rendement, dépendent essentiellement de l'activité photosynthétique de la plante. Plusieurs modèles d'estimation et/ou de prévision de rendement du blé existent, à différentes échelles et avec des degrés divers de complexité et d'empirisme (Bouman et al., 1996; Bannayan et al., 2003; Brisson et al., 2003; van Ittersum et al., 2003).

Deux types de méthodes de mesures de l'indice de surface foliaire (LAI) existent : les méthodes directes et les méthodes indirectes. Une revue des méthodes est donnée dans Gower et al., 1999 ; Kussner and Mosandl, 2000; Jonckheere et al., 2004 ; Weiss et al., 2004. Les premières (méthodes directes) sont en général destructives, coûteuses en temps et en main-d'œuvre car pour être précises elles nécessitent la collecte d'un grand nombre d'échantillons (Jonckheere et al., 2004). Elles sont toutefois nécessaires pour calibrer les approches indirectes qui mesurent la fraction de vide (ou interception de la lumière) de la canopée. En effet, les méthodes indirectes se basent sur une approche probabiliste de la distribution des feuilles (ou son complément, la fraction de trous) et de l'architecture de la canopée pour le calcul du LAI (Weiss et al., 2004). Non destructives, elles utilisent pour la plupart des capteurs optiques. Pour les types de couverts végétaux pour lesquels il est difficile de séparer les feuilles et les autres organes du fait de l'architecture de la plante (e.g. le blé), d'autres notions (i.e. PAI, *plant area index*) sont utilisées pour caractériser la surface concernée de la biomasse. Plus particulièrement chez le blé la notion de surface verte utile de la plante à travers le GAI se justifie par le fait qu'elle prend en compte l'ensemble des tissus de la plante photosynthétiquement actifs - feuilles, tiges et épis- (Olesen et al., 2002 ; Lawless et al., 2005 ; Baret et al., 2010 ; Duveiller, 2011). Parmi les méthodes de mesures indirectes du GAI, la photographie hémisphérique est de plus en plus utilisée de nos jours pour l'étude des structures des couverts végétaux (Demarez et al., 2008), notamment avec l'avènement de la photographie numérique qui offre de nombreuses possibilités de traitements. Toutefois, la

** Adapté de Kouadio, L., Djaby, B., Duveiller, G., El Jarroudi, M. and Tychon, B. (Sous presse) Cinétique de décroissance de la surface verte et estimation du rendement du blé d'hiver. Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement.

détermination des valeurs de GAI à partir de photographies hémisphériques peut être soumise à certaines sources d'erreurs, notamment celles liées aux conditions de prises de vue ou celles liées au calcul de la fraction de trous du couvert influencé par la distinction des feuilles à l'ombre d'un sol foncé par exemple, ou la classification des pixels sur les images, etc. La photographie hémisphérique apparaît néanmoins comme étant la méthode optique ayant le plus grand potentiel pour mesurer efficacement la fraction de trou car permettant de capturer l'information sur la position, la taille, la densité des vides dans le couvert, et également les différences liées à l'architecture et à l'âge de l'espèce végétale (Jonckheere et al., 2004).

Dans le domaine de la protection phytosanitaire de la culture du blé d'hiver les travaux effectués durant ces dernières décennies ont montré l'étroite relation entre le temps durant lequel les dernières feuilles déployées demeuraient vertes lors du remplissage des grains et le rendement final (Gooding et al., 2000 ; Reynolds et al., 2000b ; Richards, 2000 ; Dimmock and Gooding, 2002 ; Blandino and Reyneri, 2009 ; El Jarroudi et al., 2010). Le début et la vitesse de sénescence des dernières feuilles déployées constitueraient alors d'importants facteurs dans l'estimation précoce du rendement final en grain chez le blé. Mais du fait de la prise en compte exclusivement des dernières feuilles déployées, les conclusions de ces études peuvent s'avérer difficiles à mettre en œuvre pour un suivi à des échelles plus larges en condition opérationnelle. Les systèmes d'estimation ou de prévisions actuellement utilisés dans des contextes opérationnels incluent implicitement la phase de sénescence dans l'élaboration finale du rendement par le biais des modèles agrométéorologiques inclus dans ces systèmes. Quelques exemples sont donnés dans Supit, 2000 ; Bannayan et al., 2003 ; Brisson et al., 2003 ; Confalonieri et al., 2009. Les conclusions des études sur la relation entre la sénescence des dernières feuilles déployées et le rendement final suggèrent que cette relation restait mal exploitée et pourrait être mieux valorisée dans un contexte opérationnel. En ce sens, un suivi direct et régulier du couvert végétal organisé à une échelle départementale ou régionale fournirait les données nécessaires à l'élaboration d'un modèle décrivant au mieux la phase de décroissance de la surface verte et pourrait relier les metrics de cette phase au rendement final. Ce chapitre explore une piste de valorisation d'une des conclusions de l'étude de Gooding et al. (2000) qui montrait une relation très significative entre la phase de sénescence et le rendement final du blé d'hiver : il s'agira ici d'estimer le rendement final du blé à partir des metrics dérivés de la phase de décroissance du GAI à

l'échelle parcellaire, et de faire ressortir l'applicabilité d'une telle démarche à une échelle régionale.

3.2 Matériel et méthodes

3.2.1 Mesures de terrain

La campagne de terrain pour la collecte des données a eu pour cadre des champs de blé d'hiver localisés en Belgique, au Grand-Duché de Luxembourg (G.D. Luxembourg) et en Lorraine française durant la saison de culture 2008/2009 (Figure 3.1). La période de suivi retenue dans notre étude s'étend du mois de mai au mois de juillet 2009, période pendant laquelle la surface verte de la plante atteint son maximum avec le développement de toutes les feuilles, puis accomplit sa phase de décroissance. Les suivis de la phénologie et de la phase de décroissance de la surface verte ont lieu durant la période s'étalant du stade GS 23 (stade « talles visibles ») au stade GS 90 (stade « maturité complète ») de l'échelle de Zadoks (Zadoks et al., 1974). Les images hémisphériques desquelles sont extraites la variable biophysique d'intérêt, le GAI, sont prises à l'aide d'un appareil photo-numérique muni d'une lentille hémisphérique du type fish-eye (BESEL Fisheye wide range 0.25x lens). Ces prises d'images sont faites à la verticale au-dessus de la canopée (comme recommandé par Demarez et al., 2008), à environ 60 cm pour le blé jeune et 70-90 cm pour le blé mature selon la variété. Sur les sites du G.D. Luxembourg et de la Lorraine française, l'appareil photo-numérique utilisé est du type CANON Powershot A590 (3264 x 2448 pixels). Sur les sites en Belgique, furent utilisés un appareil photo-numérique CANON Powershot A590 (3264 x 2448 pixels) et un second appareil de type CANON Powershot A540 (2816 x 2112 pixels). Les différents appareils photo-numériques et la lentille fisheye ont été calibrés suivant la méthode décrite sur le site <https://www4.paca.inra.fr/can-eye> pour le calcul du centre optique de la lentille hémisphérique.

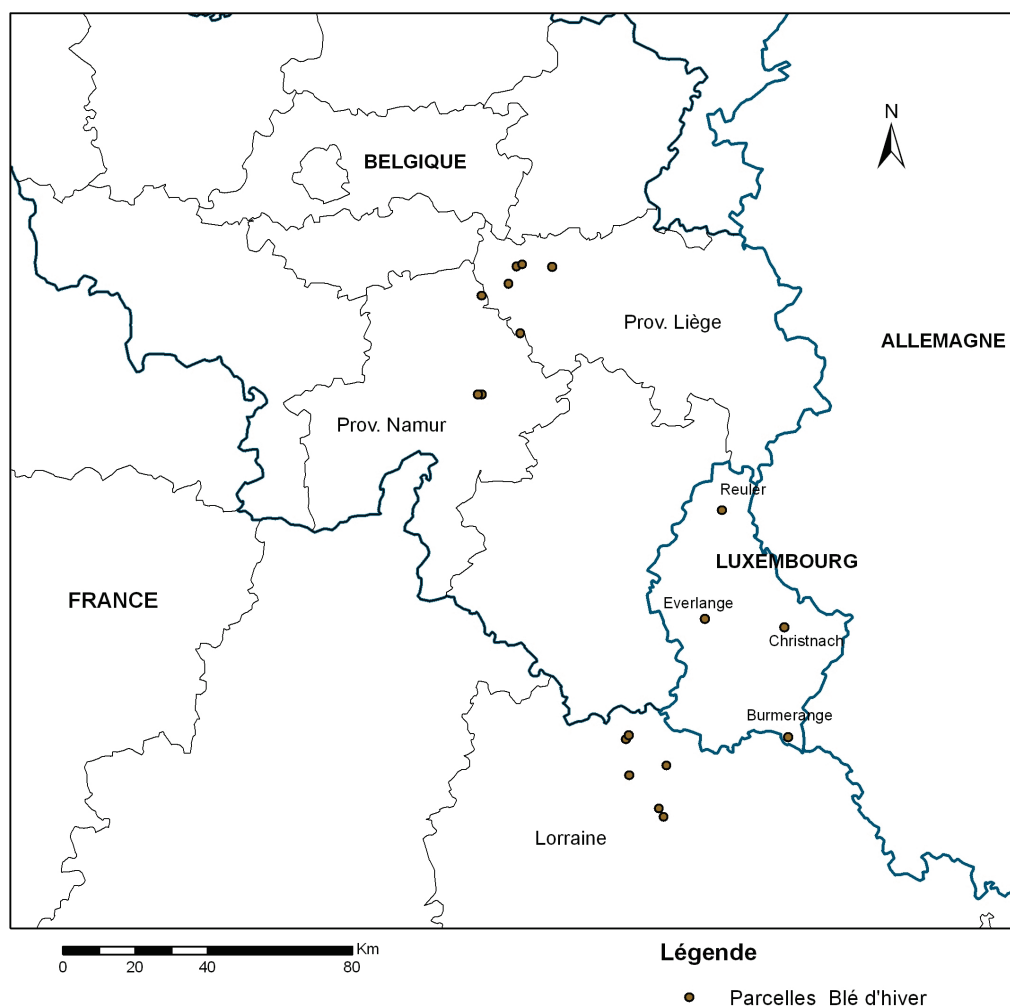


Figure 3.1 : Parcelles suivies en Belgique, au G.D. Luxembourg et en Lorraine française

3.2.1.1 Parcelles suivies au G.D. Luxembourg

Au G.D. Luxembourg les prises ont été effectuées sur des sites expérimentaux d’une étude portant sur les avertissements pour le contrôle des maladies de blé, notamment la septoriose, l’oïdium et la rouille brune (El Jarroudi et al., 2009). Les différents cultivars concernés sont Cubus, Boomer, Achat et Schamane (Tableau 3.1). Trois niveaux de traitements fongicides (triple, double et aucun traitement), avec quatre répétitions, sont pris en compte sur chaque site. Les différents plans d’expérimentation sur les sites sont donnés en Annexe A. Les produits fongicides appliqués sont essentiellement constitués de mélanges de triazoles et de

strobilurines. Les différents mélanges, de même que les stades phénologiques d'applications des produits fongicides sont donnés dans le tableau 3.2.

La dimension de chaque parcelle étant de 8 m x 1.5 m, trois photographies hémisphériques furent prises sur chacune d'elle à différents endroits (à intervalle de 1.5 m en moyenne le long de la parcelle). Le traitement des photographies pour dériver la valeur de GAI par niveau de traitement fongicide est fait sur le lot total des photographies correspondant à chaque niveau de traitement, soit 12 photographies. Les fréquences temporelles de prises de vue sont reprises dans le tableau 3.3. En moyenne, ce sont deux prises de vues qui sont effectuées tous les 10 jours tout au long de la période de décroissance suivie. Le rendement de chaque parcelle est évalué après pesée de la production totale en grains de chaque parcelle ramenée à la surface réelle récoltée. La récolte est effectuée à l'aide d'une moissonneuse batteuse pour parcelles (type Delta, WINTERSTEIGER). Le prélèvement de la totalité de la parcelle est fait en cabine et la masse des grains fourni avec une précision de ± 100 g. Cette masse est ensuite ramenée à la surface réelle récoltée pour déterminer le rendement de la parcelle donnée (résultats calculés à 15% d'humidité). La moyenne des rendements des quatre parcelles par niveau de traitement est ensuite prise en compte pour les analyses statistiques ultérieures.

Tableau 3.1 : Variétés de blé étudiées et dates de semis

Sites	Zone	Variété	Date de semis
LU_1, LU_2, LU_3	G.D. Luxembourg	Cubus	6/10/2008
LU_4, LU_5, LU_6		Boomer	23/10/2008
LU_7, LU_8, LU_9		Achat	13/10/2008
LU_10, LU_11, LU_12		Schamane	10/10/2008
FR_1	Lorraine française	Apache	23/09/2008
FR_2		Apache	25/09/2008
FR_3		Sankara	1/10/2008
FR_4		Dinosor	23/09/2008
FR_5		Caphorn	26/09/2008
FR_6		Dinosor	24/09/2008
BE_1	Belgique	Dekan	21/10/2008
BE_2		Cosmos	20/10/2008
BE_3		Sahara	22/10/2008
BE_4		Istabraq	1/11/2008
BE_5		Tommy	19/10/2008
BE_6		Kaspar	3/11/2008
BE_7		Lion	26/10/2008
BE_8		Mulan	14/11/2008

LU_*, FR_*, BE_* : se réfère aux parcelles suivies respectivement au G.D. Luxembourg, en Lorraine française et en Belgique. Les parcelles indiquées sont celles pour lesquelles le rendement final fut évalué après pesée de la production totale.

Tableau 3.2 : Produits fongicides appliqués au G.D. Luxembourg

Stade phénologique	Double traitement		Triple traitement		
	GS31 (premier nœud visible)	GS59 (épis dégagé)	GS31	GS37 (apparition dernière feuille)	GS59
Produits*	0.75 l/ha de	1.6l/ha de	0.75l/ha de	1.6l/ha de	0.75 l/ha de
	Opus team® +	Input® pro set	Stereo® +	Input® pro set	Opus team® +
	1l/ha de Bravo	+ 1l/ha de	1l/ha de Bravo	+ 1l/ha de	1l/ha de Bravo
		Bravo		Bravo	

* : - Opus team® [époxiconazole 84 g/l + fenpropimorphe 250 g/l, BASF Agro SAS]

- Bravo [chlorothalonil 500g/l, Syngenta Agro SAS]

- Input® pro set [prothioconazole 250 g/l + spiroxamine 500 g/l, Bayer CropScience, Monheim am Rhein, Germany]

- Stereo® [cyprodinil 250 g/l + propiconazole 62.5 g/l, Syngenta Agro SAS]

3.2.1.2 Parcelles suivies en Belgique et en Lorraine française

En Belgique et en Lorraine française, la campagne de terrain s'inscrivait dans le cadre du projet GLOBAM⁹ (*GLOBal Agricultural Monitoring systems by integration of earth observation and modeling techniques*). Les sites sont choisis selon des critères définis dans le cadre dudit projet, notamment l'acquisition d'images satellitaires moyennes et hautes résolutions et d'images radar (fréquence de passages, couverture spatiale,...), la représentativité en termes de productivité du blé d'hiver dans la zone ou la région de culture, etc. A la différence des parcelles du G.D. Luxembourg, les champs suivis en Belgique et en Lorraine française sont des champs en exploitation normale. Les cultivars de blé pour les champs de la Lorraine française et de la Belgique sont repris dans le tableau 3.1.

⁹ Le projet GLOBAM est financé par la Politique Scientifique Fédérale Belge (BELSPO) dans le cadre du programme de recherches STEREO II. (<http://www.belspo.be/belspo/fedra/proj.asp?l=fr&COD=SR/00/101>).

Les tailles des champs suivis dans ces deux zones variaient entre 5 et 30 ha. En fonction de la taille du champ, au minimum dix photographies hémisphériques réparties sur une zone représentative du champ (de taille approximative de 50 m x 50 m) étaient prises (15 pour les champs de plus grande surface). Chaque série de photographies ainsi constituée est censée représenter la variabilité de la canopée de chaque champ (Weiss et al., 2004). Une seule valeur de GAI est dérivée après traitement de chaque série de photographies ainsi obtenue. Les prises de vue en Belgique et en Lorraine française sont effectuées en moyenne tous les dix jours tout au long de la période de croissance suivie (Tableau 3.3). Pour chaque site, les champs retenus pour la suite des analyses sont ceux pour lesquels le rendement fut évalué par l'agriculteur après pesée de la production totale de grains en fin de saison (lors de la mise en silo) ramenée à la surface du champ. Les récoltes ont été effectuées sur ces parcelles à l'aide de moissonneuses batteuses, généralement de type CLAAS Lexion. Au total, sur plus d'une trentaine de parcelles suivies dans ces deux zones (Figure 3.1), ce sont seulement six pour la Lorraine française et huit pour la Belgique qui ont été retenues (Tableau 3.1).

Tableau 3.3 : Jours d'observations (DoY, day of year) et Stades phénologiques selon le code de Zadoks (Zadoks et al., 1974)

Les dates soulignées correspondent à celles où le maximum de GAI (GAI_{max}) est observé.

FR_1	DoY	121	128	<u>149</u>	161	170	175	191		
		31	33	58	67	72	75	85		
FR_2	Stade	32	37	58	67	73	75	85		
FR_4	Phénologique	32	33	61	70	75	77	87		
	DoY	122	128	<u>149</u>	161	170	175	191		
		32	39	59	69	75	77	89		
FR_3	Stade	32	33	59	67	75	77	87		
FR_5	Phénologique	32	33	61	70	75	77	85		
FR_6		32	33	61	70	75	77	85		
	DoY	114	<u>133</u>	<u>153</u>	<u>168</u>	<u>190</u>				
		29	32	49	64	76				
BE_1	Stade	29	32	49	64	76				
BE_2	Phénologique	29	32	47	64	75				
	DoY	105	124	<u>133</u>	145	183				
		27	31	32	39	83				
BE_3, BE_7	Stade	27	31	32	39	83				
	Phénologique	27	31	32	39	83				
	DoY	105	124	<u>133</u>	145	163	183	197		
		25	30	32	39	64	84	83		
BE_4, BE_8	Stade	25	30	32	39	64	84	83		
	Phénologique	25	30	32	39	64	84	83		
	DoY	105	124	<u>133</u>	145	163	183	197		
		23	30	32	39	61	84	80		
BE_5	Stade	23	30	32	39	61	84	80		
BE_6	Phénologique	25	29	32	47	61	85	85		
	DoY	131	138	<u>153</u>	159	163	173	177	180	184
		37	39	62	69	69	73	77	82	83
LU_1, LU_2, LU_3	Stade	37	39	62	69	69	73	77	82	83
	Phénologique	37	39	62	69	69	73	77	82	83
	DoY	138	153	<u>159</u>	163	173	177	180	184	187
		39	59	65	67	75	77	79	83	85
LU_4, LU_5, LU_6	Stade	39	59	65	67	75	77	79	83	85
	Phénologique	39	59	65	67	75	77	79	83	85
	DoY	138	153	<u>159</u>	163	173	177	180	184	187
		39	57	65	67	72	77	79	82	85
LU_7, LU_8, LU_9	Stade	39	57	65	67	72	77	79	82	85
	Phénologique	39	57	65	67	72	77	79	82	85
	DoY	138	153	159	<u>163</u>	173	177	180	184	205
		37	45	49	59	65	67	69	72	75
LU_10, LU_11, LU_12	Stade	37	45	49	59	65	67	69	72	75
	Phénologique	37	45	49	59	65	67	69	72	75

3.2.2 Traitement des photographies hémisphériques

Le traitement des photographies hémisphériques est effectué avec le logiciel CAN-EYE¹⁰. Ce logiciel permet de calculer notamment le PAI à partir de la fraction de trou que constitue l'espace sans végétation. Cette fraction est estimée à partir d'une classification supervisée réalisée sur un lot de photographies. Une description détaillée des équations qui sous-tendent les calculs effectués par ce logiciel est donnée dans Weiss et al. (2004) et Demarez et al. (2008). Le logiciel CAN-EYE a été choisi dans le cadre des travaux car il permet d'estimer le PAI effectif mais aussi le PAI vrai des couverts végétaux. D'autres caractéristiques intéressantes peuvent être notées : d'une part, il est basé sur une méthode de classification des éléments végétaux et non sur une méthode basée sur un calcul de seuil, pour laquelle les résultats sont sensibles au niveau de seuil choisi (Baret, 2004). D'autre part, il permet de traiter plusieurs photographies à la fois ; ce qui limite le temps de traitement pour l'opérateur. Enfin, les outils interactifs développés permettent d'effectuer les étapes de traitement et d'analyse avec facilité et précision.

Dans le cadre des analyses avec le logiciel CAN-EYE, la variable d'intérêt dérivée dans notre étude est le "green" PAI (i.e. GAI), la classification ayant lieu en utilisant uniquement deux classes : "verte" et "pas verte" (incluant le sol et la végétation non verte). En effet, la prise des photographies au-dessus de la canopée prenant en compte tous les organes de la plante, la classe "verte" se réfère à l'ensemble des feuilles, tiges et épis verts.

3.2.3 Ajustement de fonctions aux courbes de décroissance du GAI

Pour caractériser l'évolution temporelle du LAI (calculé à partir d'indices de végétation) d'un couvert de blé, Baret and Guyot (1986) ont proposé un modèle paramétrique combinant un modèle logistique simple modélisant la phase de croissance de la culture, et un modèle exponentiel négatif caractérisant la phase de sénescence de la plante. Gooding et al. (2000) ont montré que la sénescence des dernières feuilles émergées du blé est bien caractérisée par une fonction Gompertz modifiée. Etant donné que l'objectif de notre étude est de valoriser une des conclusions de Gooding et al. (2000), et pour apprécier leur capacité à décrire l'évolution décroissante du GAI chez le blé, les fonctions Gompertz modifiée (Eq. 2.11) et

¹⁰ <https://www4.paca.inra.fr/can-eye>

logistique (Eq. 2.12) proposées par Gooding et al. (2000), seront utilisées pour décrire la phase de décroissance du GAI.

$$GAI(t) = GAI_{\max} * \exp[-\exp(-k(t - m))] \quad (2.11)$$

$$GAI(t) = \frac{GAI_{\max}}{1 + [\exp(-k(t - m))]} \quad (2.12)$$

où $GAI_{\max}$ correspond à la valeur maximale de GAI ($\text{m}^2.\text{m}^{-2}$) ; m (exprimé en $^{\circ}\text{C}.\text{j}$) est le moment où le point d'inflexion de la courbe apparaît ; k exprime le taux de dégénérescence du GAI et t , le temps thermique ($^{\circ}\text{C}.\text{j}$).

3.2.4 Elaboration des modèles d'estimation du rendement

Les modèles sont déterminés par régression linéaire générale avec des sets de données se référant aux deux fonctions dont sont dérivés les metrics. Ainsi, le premier set d'inputs comprend les valeurs de m_{gomp} , k_{gomp} (fonction Gompertz modifiée), le $GAI_{\max}$ et les rendements observés. Le second set comprend les valeurs de m_{log} , k_{log} (fonction logistique), le $GAI_{\max}$ et les rendements observés. Les modèles utilisés pour la validation sont ceux ayant au moins deux variables explicatives. La phase de validation est effectuée à travers un bootstrap (Efron and Tibshirani, 1997; Efron, 2000). Le bootstrap est une technique de rééchantillonnage permettant de simuler la distribution d'un estimateur quelconque pour en apprécier le biais et la variance, donc l'erreur quadratique ou encore pour en estimer un intervalle de confiance même si la loi théorique de la distribution est inconnue (Palm, 2002). Cette méthode permet aussi d'évaluer les performances des modèles de régression (Efron and Tibshirani, 1993 ; Davison and Hinkley, 1997 ; Austin and Tu, 2004).

Etant donné la nature des parcelles suivies (parcelles expérimentales et parcelles d'agriculteurs) des trois sites d'étude, les données seront traitées séparément dans l'élaboration des modèles d'estimation du rendement : celles du G.D. Luxembourg d'une part, et celles de la Belgique et de la Lorraine française de l'autre. Les traitements statistiques relatifs aux ajustements de fonctions et à la modélisation sont réalisés avec les procédures Proc NLIN et Proc GENMOD du logiciel SAS (version 9.1.3 pack 2; SAS Institute Inc., Cary, NC). Une description schématique de la méthodologie est donnée en figure 3.2.

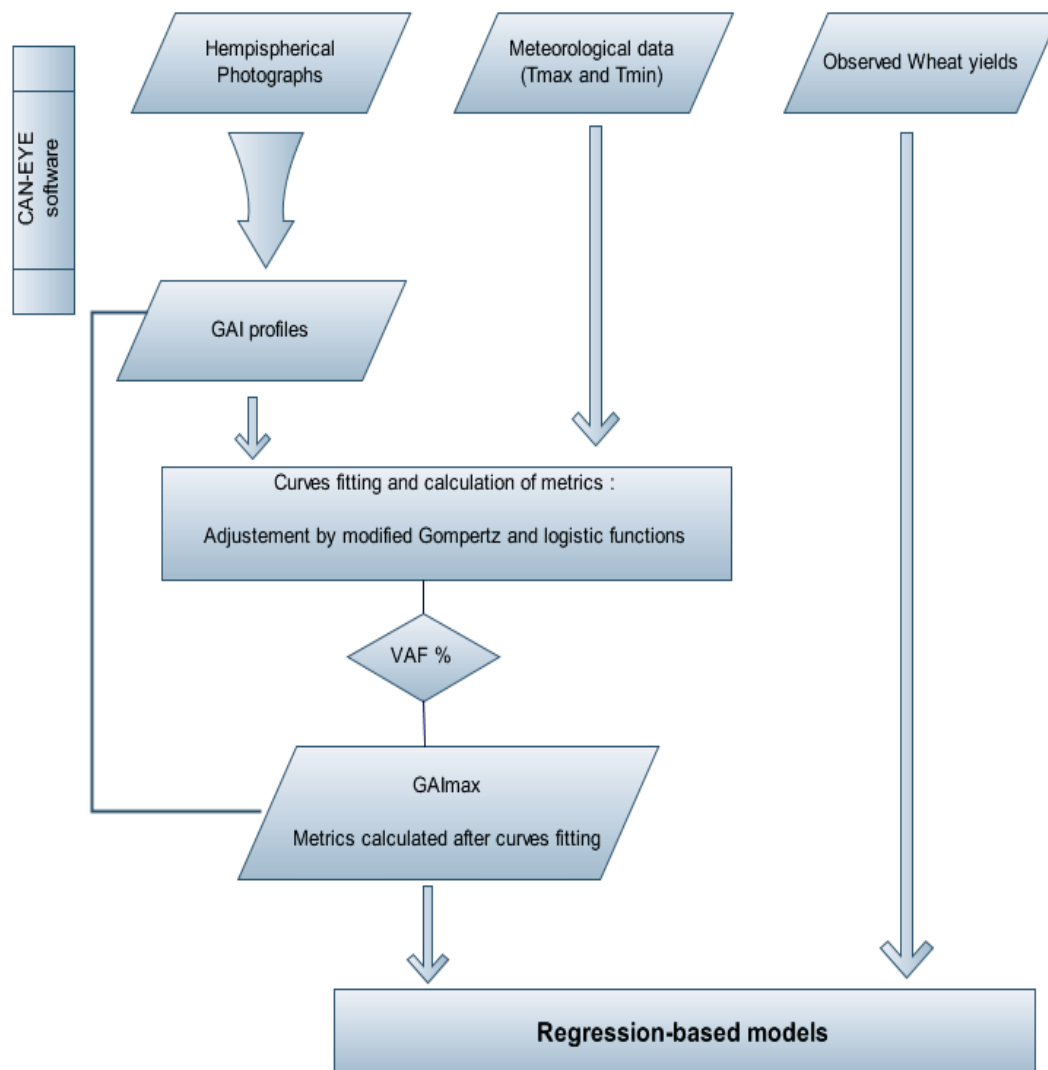


Figure 3.2 : Description schématique de la méthodologie SenAFY à l'échelle parcellaire

3.3 Résultats

3.3.1 Ajustements des courbes de décroissance de GAI

Les ajustements effectués sont globalement satisfaisants. Pour les données du G.D. Luxembourg, en moyenne la proportion de variance expliquée (VAF) est de 93% pour chacune des deux fonctions d'ajustements. De même pour les données de la Belgique et de la Lorraine française, la moyenne est de 92% et de 93% respectivement pour la fonction Gompertz modifiée et la fonction logistique. Ce qui traduit une bonne caractérisation de la phase de décroissance par ces deux fonctions. La figure 3.3 donne les différentes VAF par les deux fonctions obtenues pour les sites sélectionnés.

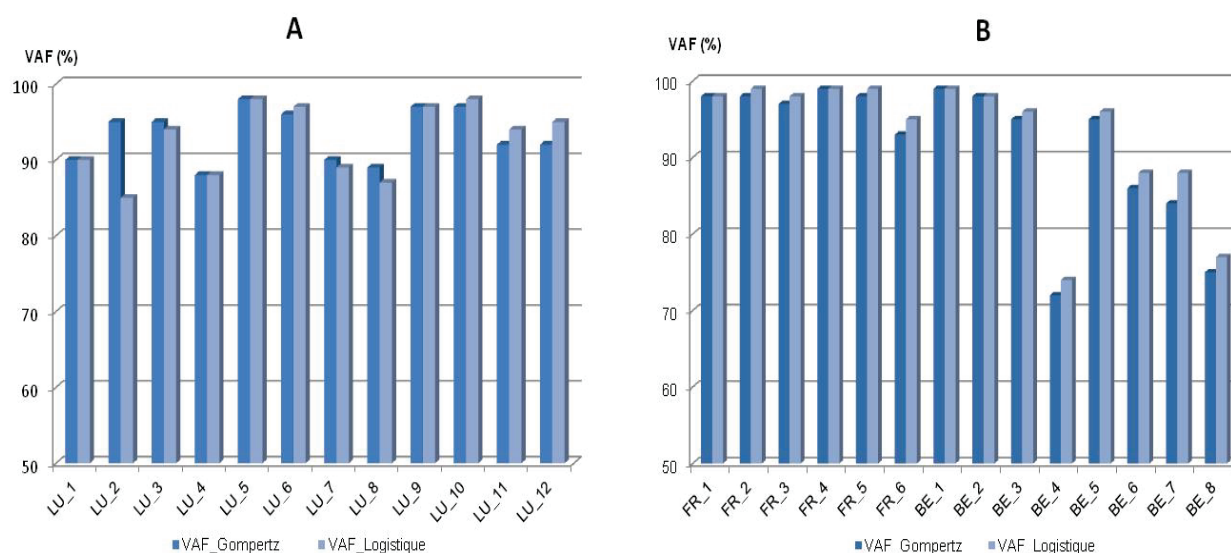


Figure 3.3 : Proportions de variance expliquée (VAF) par les fonctions d'ajustement selon les sites d'études.

A. Sites du G.D. Luxembourg. **B.** Sites de Belgique et Lorraine française.

VAF_Gompertz désigne la proportion de variance expliquée par la fonction Gompertz modifiée. *VAF_logistique* désigne la proportion de variance expliquée par la fonction logistique.

LU_1 ... LU_12 : Parcelles suivies au G.D. Luxembourg, 1 à 12 ; *FR_1 ... FR_6* : Parcelles suivies en Lorraine Française, 1 à 6 ; *BE_1 ... BE_8* : Parcelles suivies en Belgique, 1 à 8.

Dans leur étude Gooding et al. (2000) montrent que la phase de décroissance de la surface verte des dernières feuilles déployées est mieux caractérisée par la fonction Gompertz modifiée. En extrapolant cette conclusion à la description de la phase de décroissance de la surface verte utile de toute la plante, on constate que les deux fonctions utilisées - Gompertz modifiée et logistique - décrivent tout aussi bien cette phase. L'ANOVA réalisée sur les VAF montre en effet que celles-ci ne sont pas significativement différentes ($p = 0.731$ pour les sites du G.D. Luxembourg et $p = 0.716$ pour les sites de Belgique et Lorraine française). Un exemple d'ajustement des fonctions aux valeurs de GAI est donné en figure 3.4. Notons que la distribution des points sur les courbes, notamment leur concentration entre 0 et 400-500 °C.j après la date d'observation de GAI_{max} , est liée à la fréquence adoptée au départ pour nos mesures de terrain, mais aussi aux conditions d'observation non optimales à certains jours fixés.

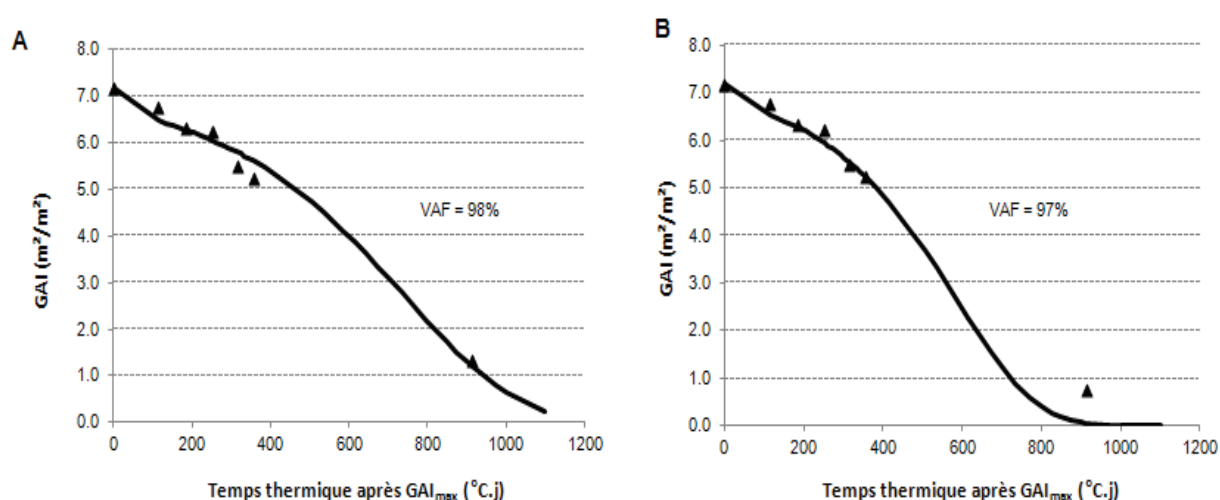


Figure 3.4 : Ajustement de fonction à la courbe de décroissance du GAI. Cas de la parcelle LU_10.

A. Par la fonction Gompertz modifiée. **B.** Par la fonction logistique.

3.3.2 Etablissement des modèles d'estimation du rendement

Tableau 3.4: Paramètres des modèles

Modèle	Paramètres	
	Fonction Gompertz modifiée	Fonction Logistique
Mod1	m_{gomp}, GAI_{max}	m_{log}, GAI_{max}
Mod2	k_{gomp}, GAI_{max}	k_{log}, GAI_{max}
Mod3	m_{gomp}, k_{gomp}	m_{log}, k_{log}
Mod4	$m_{gomp}, k_{gomp}, GAI_{max}$	$m_{log}, k_{log}, GAI_{max}$

Le tableau 3.4 montre les différents modèles élaborés à partir du premier set d'inputs (fonction Gompertz modifiée) et du second set d'inputs (fonction logistique). Les valeurs des metrics sont fournies en Annexe B. Ces modèles sont évalués à travers des régressions multiples linéaires. Leurs critères de performances sont repris dans les tableaux 3.5, 3.6 et 3.7. En ce qui concerne les données issues des parcelles expérimentales du G.D. Luxembourg (12 au total), les valeurs de R^2_{aj} permettent une première comparaison entre les modèles d'estimation de rendement obtenus. Ainsi, seuls les modèles ayant comme variables explicatives k_{gomp} / k_{log} et GAI_{max} présentent de mauvaises performances (faibles R^2_{aj} et grandes valeurs de RMSE, Tableaux 3.5 et 3.6). Pour chaque fonction considérée, les trois autres modèles se rejoignent en termes de critères de performances (AIC faibles et R^2_{aj} élevés), plus particulièrement les modèles avec les variables explicatives issues de la fonction logistique (AIC variant entre 25 et 27, et R^2_{aj} de 0.82/0.83). Le tableau 3.7 qui présente les principaux résultats obtenus après validation renforce cette conclusion. Etant donné que n'est disponible qu'une seule année d'observation sur les sites, la validation des modèles est effectuée statistiquement à travers une méthode de bootstrap sur le set initial de 12 données pour le cas du G.D. Luxembourg (14 dans le cas Belgique + Lorraine française). La taille de l'échantillon obtenu par bootstrap est de 4500 pour chaque cas de figures (G.D. Luxembourg et Lorraine Française + Belgique). Les différentes RMSE obtenues après validation sont faibles : entre 0.44 et 0.54 t.ha⁻¹ pour les modèles Mod1, Mod3 et Mod4 issus de la fonction

Gompertz modifiée ; et entre 0.36 et 0.40 t.ha⁻¹ pour ces mêmes modèles issus de la fonction logistique (tableau 3.7).

Tableau 3.5 : Modèles évalués - G.D. Luxembourg

AIC : Akaike Information Criterion ; *RMSE* : root mean square error. *RRMSE*: relative RMSE.

	Fonction Gompertz modifiée				Fonction logistique			
	Mod1	Mod2	Mod3	Mod4	Mod1	Mod2	Mod3	Mod4
Termes du modèle	m _{gomp} , GAI _{max}	k _{gomp} , GAI _{max}	m _{gomp} , K _{gomp}	m _{gomp} , k _{gomp} , GAI _{max}	m _{log} , GAI _{max}	k _{log} , GAI _{max}	m _{log} , k _{log}	m _{log} , k _{log} , GAI _{max}
AIC	34.11	41.92	32.91	33.33	24.77	40.32	25.59	26.76
RMSE (t.ha⁻¹)	0.72	0.99	0.68	0.64	0.49	0.93	0.50	0.49
R²aj	0.62	0.28	0.66	0.70	0.83	0.37	0.82	0.83
RRMSE (%)	6.7	9.3	5.8	5.6	4.6	9.3	4.7	4.6

Le nombre de situations étudiées est de 12.

Tableau 3.6 : Modèles évalués – Belgique et Lorraine française

	Fonction Gompertz modifiée				Fonction logistique			
	Mod1	Mod2	Mod3	Mod4	Mod1	Mod2	Mod3	Mod4
Termes du modèle	m _{gomp} , GAI _{max}	k _{gomp} , GAI _{max}	m _{gomp} , K _{gomp}	m _{gomp} , k _{gomp} , GAI _{max}	m _{log} , GAI _{max}	k _{log} , GAI _{max}	m _{log} , k _{log}	m _{log} , k _{log} , GAI _{max}
AIC	30.72	36.79	30.38	31.24	29.73	35.87	30.16	31.20
RMSE (t.ha⁻¹)	0.51	0.63	0.50	0.48	0.49	0.61	0.50	0.48
R²aj	0.81	0.71	0.82	0.83	0.83	0.73	0.82	0.83
RRMSE (%)	5.3	6.2	5.2	5.1	5.1	6.1	5.2	5.1

Le nombre de situations étudiées est de 14.

Tableau 3.7 : MAE, RMSE et Coefficient de variation obtenus après validation

(La taille de l'échantillon obtenu par bootstrap est de 4500. Le set initial de valeurs pour G.D. Luxembourg est de 12 et celui de Belgique + Lorraine française de 14)

		Fonction Gompertz modifiée				Fonction logistique			
		Mod1	Mod2	Mod3	Mod4	Mod1	Mod2	Mod3	Mod4
G.D. Luxembourg	MAE (t.ha ⁻¹)	0.50	0.68	0.47	0.37	0.31	0.63	0.33	0.28
	RMSE (t.ha ⁻¹)	0.54	0.65	0.53	0.44	0.39	0.63	0.4	0.36
	Coefficient de Variation	5.09	6.07	4.98	4.17	3.64	5.87	3.8	3.36
Belgique + Lorraine française	MAE (t.ha ⁻¹)	0.33	0.39	0.34	0.26	0.32	0.38	0.33	0.27
	RMSE (t.ha ⁻¹)	0.39	0.48	0.40	0.34	0.38	0.46	0.40	0.35
	Coefficient de Variation	4.2	5.09	4.29	3.64	4.06	4.88	4.22	3.73

Les analyses effectuées avec les données des parcelles d'agriculteurs (Belgique et Lorraine française), ne montrent aucune différence importante entre les quatre modèles évalués. D'une manière générale ceux-ci présentent de bons critères de performances : des valeurs de R^2_{aj} supérieures à 0.71 au minimum et des RMSE ne dépassant guère 0.63 t.ha⁻¹ (Tableau 3.6), de faibles valeurs de RMSE après validation (Tableau 3.7). Bien qu'au niveau des données issues des parcelles expérimentales de meilleures performances sont obtenues des metrics de la fonction logistique, aucune distinction nette ne peut être faite entre les deux groupes de modèles obtenus dans le cas des parcelles d'agriculteurs.

Les figures 3.5 et 3.6 donnent une comparaison graphique entre les valeurs observées de rendement et celles estimées à partir des modèles de régression élaborés. Les valeurs des coefficients des paramètres des modèles sont fournies en Annexe C. En comparant dans leur ensemble les modèles issus des deux fonctions d'ajustement pour les parcelles expérimentales et les parcelles d'agriculteurs, cette étude montre que des modèles d'estimation du rendement final avec de bons critères de performances peuvent être obtenus. Les valeurs de AIC les plus

faibles sont celles issues des modèles associant uniquement les metrics m et k de la courbe de décroissance (Tableaux 3.5 et 3.6). Les précisions des modèles obtenus sont quasiment les mêmes dans chaque cas de figure ; les meilleures sont obtenues pour les parcelles du G.D. Luxembourg avec les metrics issus de la fonction logistique (de l'ordre de 4.6% d'erreur, Tableau 3.6). Cette différence de précision entre parcelles expérimentales et parcelles d'agriculteurs pourrait être imputée à la méthode d'évaluation du rendement final. En effet, au niveau des parcelles expérimentales, ces valeurs sont issues de la surface réelle récoltée, tandis qu'au niveau des parcelles d'agriculteurs, les valeurs de rendements sont évaluées à partir des surfaces emblavées.

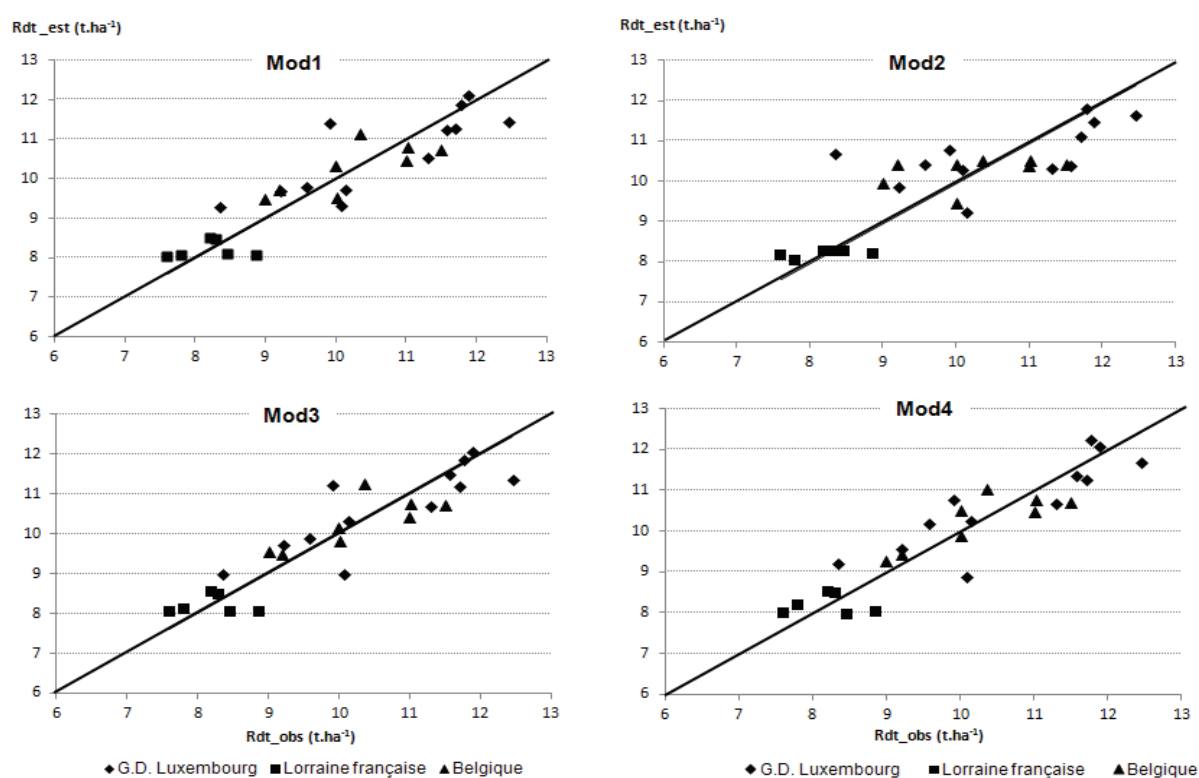


Figure 3.5 : Rendements observés versus rendements estimés (modèles incluant les metrics de la fonction Gompertz modifiée)

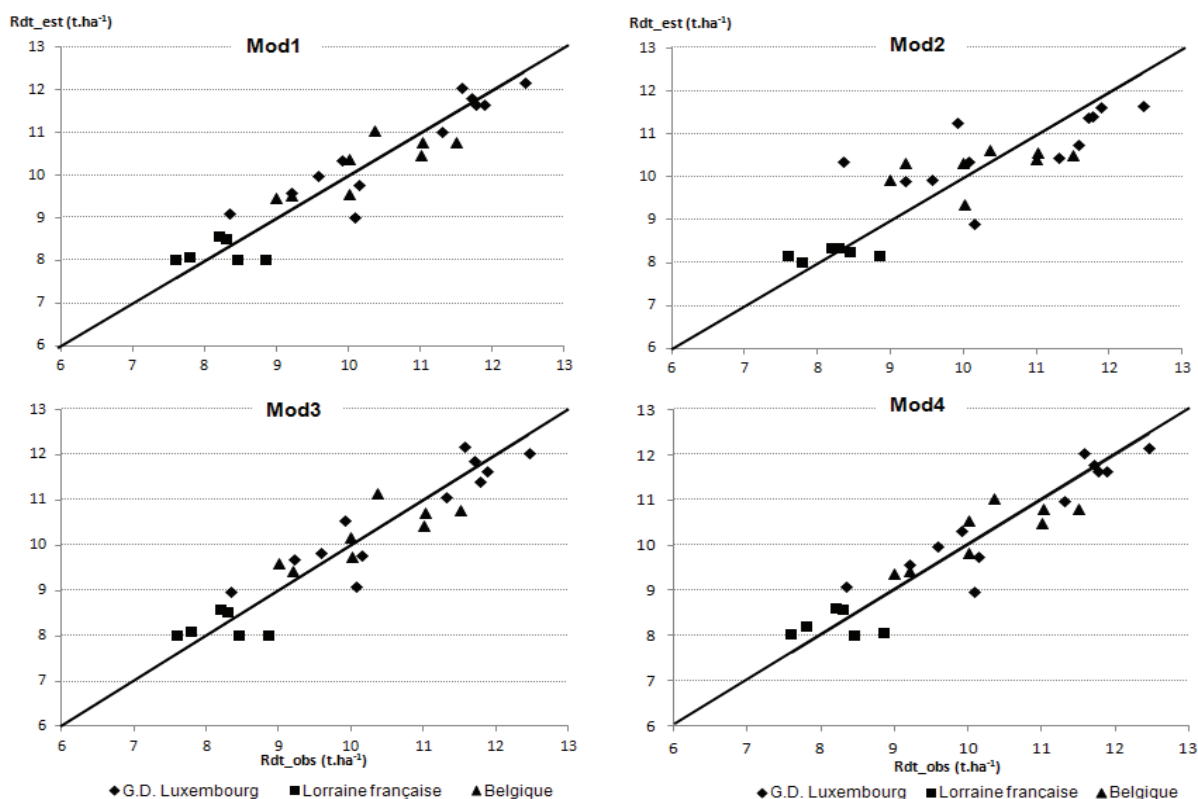


Figure 3.6 : Rendements observés versus rendements estimés (modèles incluant les metrics de la fonction logistique)

3.3.3 Influence de la date de détermination du GAI_{max}

Cette analyse concerne uniquement les sites du G.D. Luxembourg où les fréquences d'observations sont les plus rapprochées. Le nombre de jours séparant l'observation de GAI_{max} et la valeur de GAI la précédant est de 4 pour le site de Reuler, 7 pour les sites de Christnach et Everlange, et 14 pour le site de Burmerange. Le nombre de jours entre le GAI_{max} et la valeur suivante de GAI est de 5 pour les trois premiers sites (Reuler, Christnach et Everlange) et de 7 pour le site de Burmerange (Tableau 3.3). Le plus petit intervalle d'observation entre la valeur de GAI_{max} et la valeur de GAI qui la précède immédiatement est de 4 jours (site de Reuler). La question revient à estimer l'accroissement d'erreur liée à la date de détermination du GAI_{max} , si celle-ci est faite à J-1, J-2, J-3 et J-4, ou à J+1, J+2, J+3 et J+4, avec J représentant la date de GAI_{max} issues des observations effectuées. Nous émettrons l'hypothèse que la valeur maximale de GAI observée sur les sites demeure la même durant les

jours considérés. L'évolution du GAI en phase décroissante étant exprimée en fonction du "growing degree day" (GDD), la variation de la date de détermination du GAI_{max} résultera en un ajout ou en une soustraction des GDD utilisés (Tableau 3.8).

La détermination des metrics est effectuée selon la méthode de calcul déjà énoncée (section 3.2.3). Les sets de metrics (i.e. m et k) ainsi obtenus à ces différentes dates sont comparés avec le set de metrics de la date J pour savoir s'il existe ou non des différences significatives entre eux. Un test de Wilcoxon (Wilcoxon, 1945) pour échantillons appariés est utilisé à cet effet. Les metrics obtenus sont ensuite intégrés dans les modèles Mod1, Mod3 et Mod4 déjà établis (Tableau 3.5) afin d'estimer les rendements avec ces nouvelles valeurs. Les erreurs d'estimation du rendement pouvant être commises en décalant la date de détermination du GAI_{max} sont enfin déduites des comparaisons entre les rendements ainsi estimés et les rendements observés.

Tableau 3.8 : Différence de GDD (*growing degree day*) correspondant aux dates de décalage dans la détermination du GAI_{max} (date initiale J)

	GDD (°C.j)			
	Burmerange	Christnach	Everlange	Reuler
J-1	19.7	9.0	9.8	7.8
J-2	38.3	18.3	20.2	20.9
J-3	53.7	24.4	28.3	32.9
J-4	69.3	32.4	37.5	45.2
J+1	16.6	12.7	13.5	9.1
J+2	29.5	25.4	27.8	21.2
J+3	42.0	39.1	42.9	36.3
J+4	51.6	46.4	51.8	47.5

Aux dates J-1 à J-4, on ajoute les différentes valeurs de GDD mentionnées dans le tableau 3.8 aux valeurs initiales de GDD ayant servi aux premiers ajustements des courbes (section 3.2.3) ; tandis qu'aux dates J+1 à J+4 on retranche les différentes valeurs mentionnées.

Quelle que soit la fonction d'ajustement dont sont issus les metrics, les sets de metrics (m et k) obtenus en décalant les dates de GAI_{max} de 1 à 4 jours, soit avant ou après la date J initiale,

sont significativement différents ($P < 0.05$) du set par défaut (obtenu sur base des observations menées). L'annexe D donne les valeurs des metrics m et k dérivées de ces ajustements aux différentes dates concernées pour les deux fonctions d'ajustement utilisées.

3.3.3.1 Décalage de la date de détermination de GAI_{max} 1 à 4 jours avant la date d'observation initiale

Au niveau des modèles basés sur les metrics de la fonction Gompertz modifiée :

L'analyse du tableau 3.9 montre que seul le modèle Mod1 fournit des RMSE peu différents entre les dates J et les dates J-1 et J-2. Les deux autres modèles montrent une tendance à la hausse en passant du jour J au jour J-4 d'une manière générale, même si on note une plus forte différence au jour J-1 (Figure 3.7A). Les erreurs d'estimation (RRMSE) varient de 6% à la date initiale à 8%, montrant que ces différences restent modérément faibles dans ces cas. Il apparaît toutefois difficile d'imputer cette variation de RMSE à J-1 au fait que ces deux modèles (Mod3 et Mod4) impliquent en commun le metric k . Si tel était le cas, les variations auraient eu la même tendance pour les jours J-2 à J-4. Cette variation ne serait donc pas liée à un phénomène physiologique de la culture, mais plutôt à la sensibilité que pourraient avoir certaines valeurs de metrics dans le calcul des rendements estimés.

Au niveau des modèles basés sur les metrics de la fonction logistique :

Le tableau 3.9 et la figure 3.7B montrent également une tendance vers la hausse des valeurs de RMSE pour les trois modèles considérés. Par exemple pour le modèle Mod1, le RMSE à la date J de 0.49 t.ha^{-1} passe à la date J-4 à 0.84 t.ha^{-1} . Les variations relativement importantes d'erreurs pour ces modèles suggéreraient que ceux-ci seraient sensibles aux jours de variation dans la date de détermination du Gai_{max} ; les valeurs de RRMSE variant de 4.6-4.7 % à la date J à 8% à la date J-4.

Tableau 3.9 : Erreurs d'estimation du rendement commises selon les différents dates de détermination du GAI_{max} (décalage à J-1, J-2, J-3 et J-4)

		Fonction Gompertz modifiée			Fonction logistique		
		Mod1	Mod3	Mod4	Mod1	Mod3	Mod4
	Termes du modèle	$m_{gomp, GAI_{max}}$	$m_{gomp, k_{gomp}}$	$m_{gomp, k_{gomp, GAI_{max}}}$	$m_{log, GAI_{max}}$	$m_{log, k_{log}}$	$m_{log, k_{log, GAI_{max}}}$
J	RMSE (t.ha ⁻¹)	0.72	0.68	0.64	0.49	0.50	0.49
	RRMSE (%)	6.7	6.4	6.0	4.6	4.7	4.6
J-1	RMSE (t.ha ⁻¹)	0.71	0.84	0.94	0.52	0.54	0.52
	RRMSE (%)	6.6	7.9	8.8	4.9	5.1	4.8
J-2	RMSE (t.ha ⁻¹)	0.73	0.72	0.69	0.62	0.63	0.60
	RRMSE (%)	6.9	6.8	6.5	5.8	5.9	5.7
J-3	RMSE (t.ha ⁻¹)	0.78	0.80	0.77	0.72	0.73	0.70
	RRMSE (%)	7.3	7.5	7.2	6.7	6.9	6.6
J-4	RMSE (t.ha ⁻¹)	0.84	0.89	0.86	0.84	0.85	0.82
	RRMSE (%)	7.8	8.4	8.1	7.9	8.0	7.7

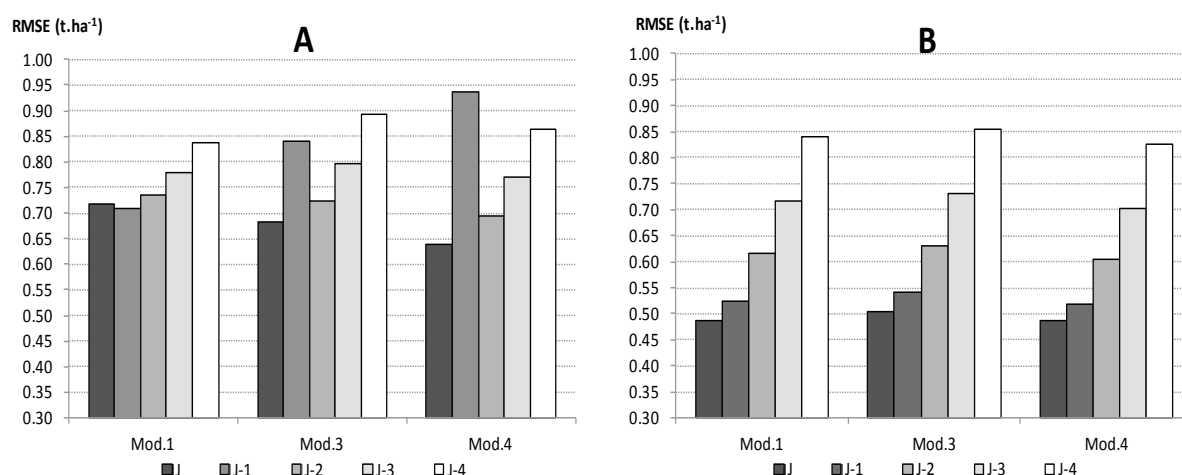


Figure 3.7 : Comparaisons des différents RMSE selon les différents modèles et selon les jours de détermination de GAI_{max} (1 à 4 jours avant)

A. Metrics dérivés de la fonction Gompertz modifiée. **B.** Metrics dérivés de la fonction logistique.

3.3.3.2 Décalage de la date de détermination de GAI_{max} 1 à 4 jours après la date d'observation initiale

Les valeurs de RMSE et de RRMSE des modèles aux différentes dates de détermination de GAI_{max} en décalant cette date vers des jours après la date d'observation initiale sont reprises dans le tableau 3.10. Globalement, on note une tendance à la hausse des valeurs de RMSE pour les trois modèles, quelle que soit la fonction dont sont issus les metrics. La figure 3.8 donne une comparaison des valeurs de RMSE selon les dates de détermination de GAI_{max} . Les différences de RMSE restent relativement importantes en passant du jour J au jour J+4 : de 0.64 t.ha^{-1} à 0.95 t.ha^{-1} pour le modèle Mod4 incluant les metrics de la fonction Gompertz modifiée ; et de 0.49 à 0.82 t.ha^{-1} pour Mod4 incluant les metrics de la fonction logistique. Ces erreurs restent dans les mêmes proportions que celles obtenues en déterminant le GAI_{max} à J-4 (Figure 3.7) notamment pour les modèles dont les metrics sont issus de la fonction logistique. Le set de données n'étant pas très conséquent, des analyses au-delà de quatre jours précédant ou consécutifs à la date de GAI_{max} observée lors de la campagne de terrain n'ont pu être effectuées. L'hypothèse de départ étant que la valeur de GAI_{max} observée initialement restait constante sur les quatre jours précédents, les résultats de cette simulation montrent des variations dans les erreurs d'estimations du rendement avec les modèles obtenus des différents metrics ; la variation au niveau de la valeur même du GAI_{max} n'étant toutefois pas prise en compte. En somme, un décalage de 4 jours avant ou après la date de GAI_{max} engendrerait des erreurs de l'ordre de 0.5 à 1.05 t.ha^{-1} . Ceci révèle ainsi l'influence que peut avoir des décalages dans la date de détermination du GAI_{max} . Les résultats d'une telle analyse ne sauraient être confortés qu'à travers des analyses plus approfondies à ce sujet, en incluant également la variation de la valeur du GAI_{max} .

Tableau 3.10 : Erreurs d'estimation du rendement commises selon les différentes dates de détermination de GAI_{max} (décalage à J+1, J+2, J+3 et J+4)

		Fonction Gompertz modifiée			Fonction logistique		
		Mod1	Mod3	Mod4	Mod1	Mod3	Mod4
Termes du modèle		$m_{gomp, GAI_{max}}$	$m_{gomp, k_{gomp}}$	$m_{gomp, k_{gomp}, GAI_{max}}$	$m_{log, GAI_{max}}$	$m_{log, k_{log}}$	$m_{log, k_{log}, GAI_{max}}$
J	RMSE ($t \cdot ha^{-1}$)	0.72	0.68	0.64	0.49	0.50	0.49
	RRMSE (%)	6.7	6.4	6.0	4.6	4.72	4.6
J+1	RMSE ($t \cdot ha^{-1}$)	0.70	0.73	0.68	0.51	0.53	0.52
	RRMSE (%)	6.5	6.8	6.3	4.8	4.9	4.9
J+2	RMSE ($t \cdot ha^{-1}$)	0.79	0.79	0.73	0.59	0.61	0.60
	RRMSE (%)	7.4	7.4	6.8	5.5	5.7	5.7
J+3	RMSE ($t \cdot ha^{-1}$)	0.90	0.99	0.88	0.75	0.77	0.77
	RRMSE (%)	8.4	9.3	8.3	7.0	7.2	7.2
J+4	RMSE ($t \cdot ha^{-1}$)	0.93	1.05	0.95	0.80	0.81	0.82
	RRMSE (%)	8.7	9.9	8.9	7.5	7.6	7.7

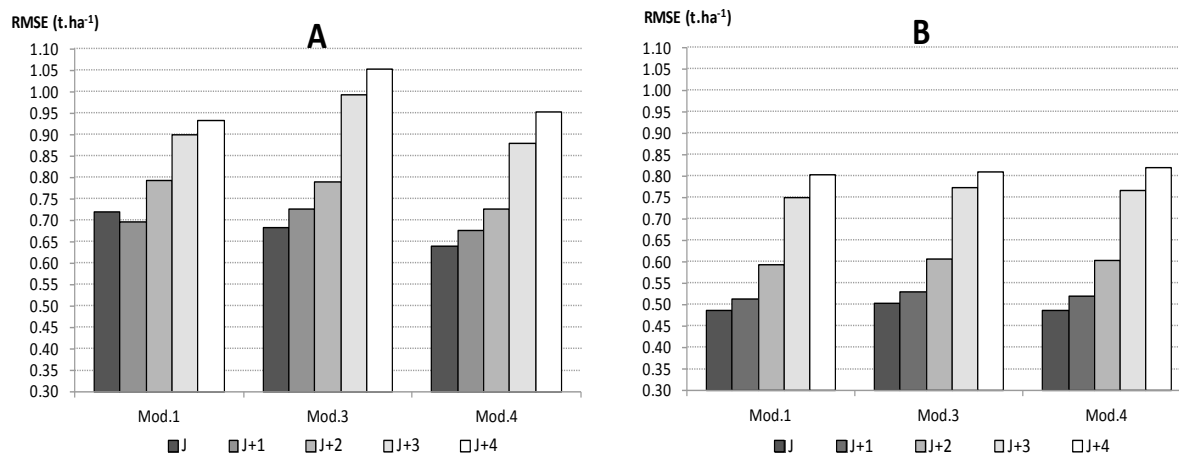


Figure 3.8 : Comparaisons des différents RMSE selon les différents modèles et selon les jours de détermination de GAI_{max} (1 à 4 jours après)

A. Metrics dérivés de la fonction Gompertz modifiée. **B.** Metrics dérivés de la fonction logistique.

3.4 Discussion et conclusion

Dans cette étude, le suivi de la phase décroissante du GAI est réalisé à partir de photographies hémisphériques puis caractérisé par des paramètres tirés de deux fonctions d'ajustements (fonctions Gompertz modifiée et logistique). Bien que les photographies hémisphériques fournissent des informations pertinentes sur la structure de la canopée, la détermination des valeurs de GAI à partir de ces photographies reste soumise à certaines sources d'erreurs liées aux prises de vue ou au traitement des images (Duthoit, 2006 ; Demarez et al., 2008 ; Duveiller, 2011). Duthoit (2006) note que pour des photographies hémisphériques prises au-dessus de la canopée dans une culture de blé dans des conditions optimales (bonne représentativité de la canopée, dix photographies au minimum, absence de vent, grande résolution des images, et distance entre l'objectif et la prise de vue variant entre 45 et 70 cm), l'erreur quadratique moyenne sur les valeurs de la variable biophysique (i.e. LAI) obtenues variait entre 0.15 et 0.33 m²/m². Bien que dans notre étude la variable biophysique calculée soit le GAI, la comparaison des valeurs de GAI obtenues après traitement par le logiciel CAN-EYE et des valeurs de GAI obtenues par méthodes destructives n'a pas été abordée. Une quantification exacte de la gamme d'erreur pourrait bien faire l'objet de recherches futures. Le traitement des photographies hémisphériques s'est opéré manuellement. Une première étude relative à l'élaboration d'une méthode automatique de traitement des photographies hémisphériques prises sur des cultures comme le blé par le logiciel CAN-EYE (Duveiller, 2011) a montré des résultats intéressants quant aux difficultés dans le traitement des photographies et aux difficultés d'interprétation de la notion de classe "verte" pour le calcul du GAI. À terme, la mise en place d'une méthode automatique robuste devrait réduire significativement les erreurs de subjectivité pouvant être induites par l'opérateur et réduire davantage le temps de traitement des photographies hémisphériques prises dans le cadre d'un suivi fréquent de plusieurs parcelles.

Une autre conclusion intéressante de cette étude tient au fait que les phases de décroissance du GAI au niveau des parcelles sont bien décrites par les fonctions Gompertz modifiée et logistique (Figure 3.3). Le suivi de la phase de décroissance de la surface verte utile de la plante (à travers le GAI) est fait sur des parcelles en différents endroits du point de vue pédologique et météorologique (Belgique, G.D. Luxembourg et Lorraine française). De plus,

les variétés de blé concernées et les pratiques culturales diffèrent également. Par exemple pour le G.D. Luxembourg ce sont quatre variétés différentes qui sont utilisées, allant notamment des variétés sensibles aux variétés moins sensibles à la septoriose (El Jarroudi et al., 2009). La surface verte utile de la plante de blé et son évolution, exprimée à travers les valeurs de GAI, traduiraient ainsi l'influence combinée des facteurs agronomiques (variétés et pratiques culturales) et des facteurs environnementaux (climatiques, pédologiques, pression des maladies, etc.). L'estimation du rendement final sur base de la cinétique de sénescence du GAI constitue un premier pas dans la prise en compte de l'impact sur le rendement final des phénomènes pouvant subvenir lors de cette phase. Tout en vérifiant la qualité des ajustements des fonctions aux courbes de décroissance de GAI, les metrics dérivés de celles-ci sont mis en relation avec le rendement final observé. Les modèles obtenus présentent dans leur ensemble des critères satisfaisants pour une estimation du rendement final (Tableaux 3.5 et 3.6). Au niveau des parcelles suivies au G.D. Luxembourg, seuls les modèles associant les metrics k et le GAI_{max} présentent des RMSE élevés. Les autres modèles associant les metrics m et GAI_{max} présentent pour l'ensemble des sites étudiés de meilleurs résultats. Cela s'expliquerait par le fait que durant la phase de décroissance de la surface verte de la plante, les assimilats dérivés de l'activité photosynthétique sont remobilisés vers les organes de stockage (i.e. les grains) (Schnyder, 1993). Plus cette durée de surface verte (exprimée à travers le metric m) est importante, meilleur le rendement en grains sera. Toutefois, des études ont montré que certaines variétés de blé atteignaient une limite physiologique qui déterminerait la taille des grains, liée au contenu en eau des grains au moment des divisions cellulaires de l'endosperme (Schnyder and Baum, 1992; Macbeth et al., 1996). Une durée de surface verte plus longue ne conduirait plus dès lors à des gains supplémentaires lorsque ce type de variété est concerné. De même, Pepler et al. (2005) ont montré que chez le blé, la durée de vie de la dernière feuille émergée n'était pas toujours associée à un gain significatif du rendement en grains au-delà d'un seuil de 700 à 725 °C jours. Bien que notre étude se focalise sur la totalité de la surface verte de la plante (feuilles, tiges et épis), cette question mériterait d'être approfondie dans le cadre de futures recherches.

Les comparaisons des performances des modèles dans notre étude ont montré que ceux associant uniquement les metrics m et k des fonctions de décroissance comme paramètres étaient statistiquement les meilleurs. Mais à performances égales, les modèles incluant

également comme variable explicative le GAI_{max} (qui exprime un potentiel de croissance de la plante) seront choisis préférentiellement pour une estimation du rendement final. Les modèles évalués, excepté le modèle Mod3, impliquent le GAI_{max} et soit l'un ou les deux metrics m et k . Le modèle Mod3 n'implique que les metrics m et k . Bien que dans notre étude les variations entre les valeurs de GAI_{max} sur les sites étudiés ne soient pas grandes (entre 6.3 et 7.2 m².m⁻² pour le G.D. Luxembourg, et entre 5.1 et 8.3 m².m⁻² pour la France et la Belgique), l'évaluation de tels modèles se justifie par l'intérêt qu'ils ont pour des zones où de grandes variations de GAI_{max} existeraient. La variabilité spatiale du rendement engendrée par les facteurs énumérés plus haut est bien prise en compte et cela, à différentes échelles de prises de vues des photographies hémisphériques (parcelles expérimentales et parcelles d'agriculteurs). Toutefois, des analyses ultérieures sur plusieurs années de données devraient permettre de vérifier la robustesse d'une telle méthode pour l'évaluation de la variabilité inter-annuelle du rendement.

L'analyse des erreurs d'estimation du rendement pouvant être commises en décalant la date de détermination du GAI_{max} , un à quatre jours avant ou après la date d'observation, a montré que celles-ci pouvaient aller du simple au double approximativement pour certains modèles d'estimation. La détermination précise de la date du GAI_{max} nécessiterait une connaissance plus détaillée des stades phénologiques des variétés de blé impliquées dans l'étude et également des informations sur les périodes d'atteinte de GAI_{max} dans les zones de culture. Ce type d'informations reste difficilement accessible et sujet à d'autres sources d'erreurs, eût égard au nombre de variétés et aux conditions de culture qui diffèrent d'une zone agricole à l'autre. La minimisation des erreurs d'estimation liées à la date de détermination de GAI_{max} passerait par une plus grande fréquence de mesures autour des dates approximatives d'atteinte de cette valeur.

Les différents résultats obtenus dans cette étude la rendent particulièrement intéressante pour une application dans un système opérationnel d'estimation du rendement final du blé d'hiver à des échelles nationale ou régionale. La problématique toujours actuelle des systèmes opérationnels de prévisions de rendement (obtenues le plus tôt possible dans la saison) demande l'utilisation de modèles robustes, pouvant être appliqués en temps réel et à une grande échelle (> 10 000 km²) (Laguet et al., 1997). Malgré les avantages offerts par la télédétection spatiale (notamment le suivi régulier de la végétation sur de grandes étendues

géographiques), les études utilisant des informations issues de celle-ci et spécifiques aux cultures dans un contexte opérationnel sont rares (Doraiswamy et al., 2007). L'une des difficultés majeures réside en effet dans le fait que les paysages agricoles sont généralement beaucoup plus fragmentés, avec des exigences variables en termes de résolution spatiale (Duveiller and Defourny, 2010b). L'objectif de la présente étude n'est pas d'établir une comparaison entre les performances des différentes approches existantes. Elle s'est proposée plutôt de jeter les bases d'une alternative pour l'amélioration des estimations / prévisions de rendements à des échelles régionales sur base de modèles faisant intervenir très peu de paramètres (deux à quatre) et liés à la phase de sénescence du GAI. C'est en ce sens que l'approche a été testée à l'échelle de la parcelle à travers les valeurs de GAI issues de photographies hémisphériques. La relative simplicité de notre approche ne devrait toutefois pas être au détriment de son efficacité réelle, malgré les limitations que peut présenter toute approche empirique. En effet, l'approche détaillée dans cette étude appliquée à des valeurs de GAI dérivées d'images satellitaires multi-spectrales (Duveiller et al., 2010) d'une saison de culture de blé à l'échelle des NUTS3 [Nomenclature des Unités Territoriales Statistiques, niveau 3 (http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/nuts_nomenclature/introduction)] sur une zone d'étude de 300 km x 300 km comprenant la Belgique et le Nord de la France, permettait d'obtenir des estimations de rendement final avec des RMSE de 0.30 t.ha⁻¹ (Kouadio et al., 2010). L'approfondissement d'une telle approche qui valoriserait l'information de la télédétection spatiale, permettrait à terme de disposer de modèles simples et fiables d'estimation du rendement final dans un contexte opérationnel. Cet approfondissement fera l'objet des chapitres 6 et 7 suivants.

Ce chapitre a permis de tester l'approche SenAFY à l'échelle parcellaire. L'obtention de résultats intéressants suggérerait que la SenAFY pourrait être transposée à une échelle régionale. Deux fonctions ont été utilisées pour caractériser la phase de sénescence et les metrics tirés de celles-ci ont servi à l'élaboration de modèles d'estimation du rendement. Il serait toutefois intéressant de connaître l'influence des fréquences de mesures de GAI d'une part sur la caractérisation de la phase de sénescence, et de l'autre sur de telles estimations du rendement en grains. La réponse à ces différentes interrogations fera l'objet du chapitre 4 suivant.

CHAPITRE 4 : Méthodologie SenAFY à l'échelle parcellaire : Influence des fréquences de mesures et relations avec le rendement

4.1 Introduction

Growth and duration of green leaf area (GLA) of a crop determine the percentage of the incident solar radiation that will be intercepted by the crop canopy across time, thereby influencing canopy photosynthesis, photosynthate translocation and final yield (Dale et al., 1980). The total leaf area of a canopy is often quantified by a dimensionless variable called leaf area index (LAI), defined as half the total developed area of green leaves per unit of ground horizontal surface area (Chen and Black, 1992). Many methods of LAI measurements have been reported (e.g. Bréda, 2003; Jonckheere et al., 2004; Weiss et al., 2004) and vary greatly in their accuracy, bias and ease of measurement. LAI can be measured either directly (destructive approaches) or indirectly (non destructive approaches). The latter generally use optical sensors and are based on light transmittance or on canopy gap fraction measurements. The gap fraction is the probability of a light ray missing all foliage elements while passing through the canopy (Gower et al., 1999). Because of the sensitivity of the gap fraction to both green and non-green vegetation elements, Baret et al. (2010) have shown how green area index (GAI), rather than LAI or plant area index (PAI), was closer to the variable that could be estimated from gap fraction on the field. GAI, relating to the photosynthetically (green) active plant area with no differences between leaves, stems and reproductive organs, has been widely used in photosynthesis (Leuning et al., 1998), canopy light interception (Thomson and Siddique, 1997; Foulkes et al., 2001) and light use efficiency (Jamieson and Semenov, 2000) in crop models because it is more closely related with the fraction of absorbed photosynthetically active radiation. Indirect determination of GAI requires optical devices able to separate green from senescent or wooden parts within the canopy (Jonckheere et al., 2004). Among these devices, digital hemispherical photography became recently very popular since a large number of very high resolution images can be acquired with simple commercial cameras and next processed easily with most current computers (Baret et al., 2010). Hemispherical photography is a technique for studying plant canopies via photographs acquired through a hemispherical (fisheye) lens from beneath the canopy (oriented towards

zenith) or placed above the canopy looking downward (Jonckheere et al., 2004). However, a daily monitoring of crop growth at the field level, specifically the decline of its green area, remains expensive, laborious and time consuming.

In the previous chapter (chapter 3), we demonstrated that final wheat yield can be estimated from metrics derived from the decreasing part of the GAI at the field level. Absolute rules on applying, evaluating and choosing a function to fit a curve are difficult to establish because there are too many factors and purposes (explicative, descriptive or predictive purpose) involved in the fitting of a curve (Tjörve, 2009). The choice of function will, therefore, depend on the specific purposes of the study, the compliance with expected and observed curve shapes and the purpose of comparing parameter values with those found in the literature. Two functions (i.e. modified Gompertz and logistic functions) were used in the previous chapter in order to characterize the decreasing part of the GAI, according to those used in the description of GLA decline of wheat flag leaf (Gooding et al., 2000). By assessing these two functions, it should be possible to identify the one which is likely to be useful candidate in operational context at regional or national scales and to discuss when different functions may be better alternatives than others.

This paper served as an extension to the previous chapter, with additional analyses according to different frequencies of GAI measurements and its influence on the characterization of the senescence phase and the performances of regression-based models for yield estimation. Based on field measurements of winter wheat GAI, different measurements frequencies are set up first. Characterizations of the senescence phase, as well as the calculation of metrics, are then performed through the curve fitting of GAI profiles by the modified Gompertz and logistic functions. Finally, attention is paid to the regression-based models that could be assessed for yield estimates, and the usefulness of these findings for studies implying remote sensing (airborne or satellite) data is discussed.

4.2 Material and methods

4.2.1 Data

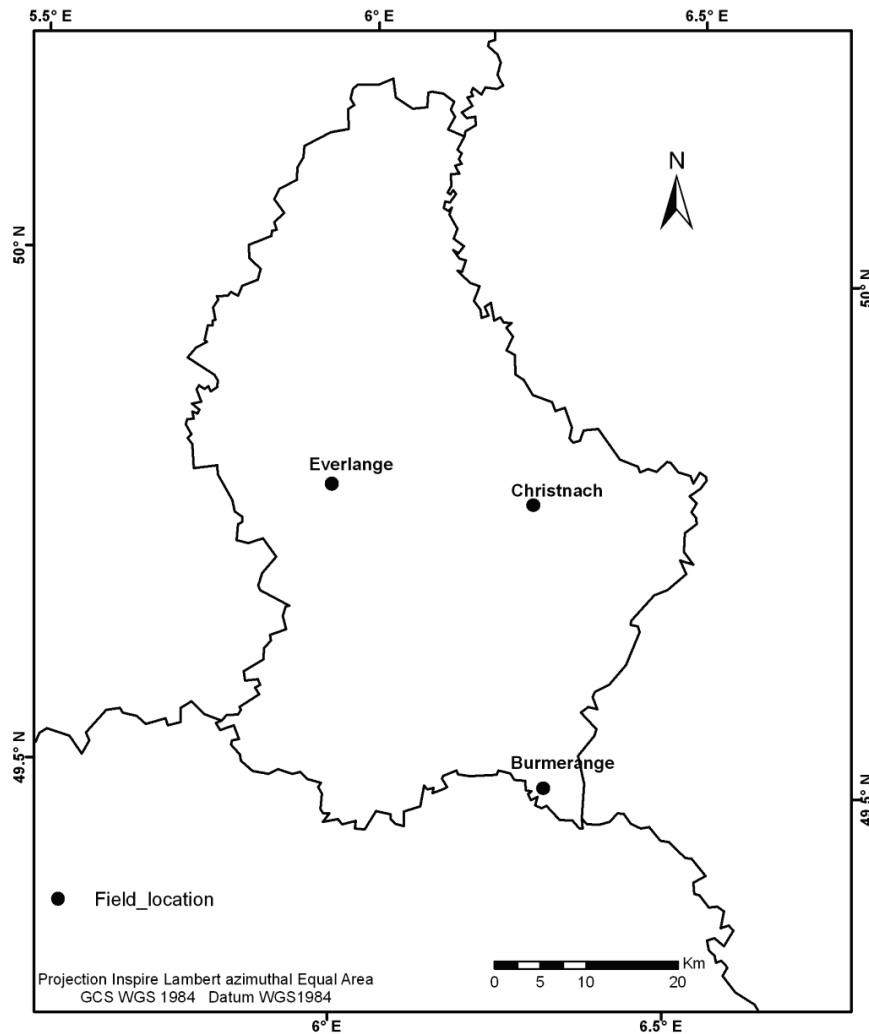


Figure 4.1: Geographical location of sites in the Grand-Duchy of Luxembourg

Data of previous study (Kouadio et al., in press) were reanalyzed for our purpose. These data concerned three winter wheat cultivars monitored over three sites in the Grand-Duchy of Luxembourg (G.D. Luxembourg) (Figure 4.1). This monitoring carried out during the 2008/2009 crop growing season, between the beginning of May and the end of July 2009. In each site three different plots were taken into account according to the fungicide treatment. The first one refers to zero treatment (0T), the second (2T) and the third (3T) refer to two and

three treatments, respectively, during the crop season. The GAI values were calculated by processing digital hemispherical photographs taken over plots with the CAN-EYE software. Full experimental details about the senescence monitoring through hemispherical photographs at plot level and the data processing for the calculation of GAI are available in Chapter 3.

4.2.2 Combinations of GAI measurements

Based on available data of GAI in the senescence phase, possible frequencies of measurements were established in order to study the impact of the number of measurements on curve fitting quality and yield estimates. The period of measurements spanned approximately over 32 days for Burmerange site, and 35 days for Christnach and Everlange sites. Seven measures of GAI were available over this period for these different sites. Classes of combinations were elaborated with at least four values of GAI. Therefore, four classes of combinations (class with four, five, six and seven values) were elaborated (Table 4.1). Thus, the classes of combinations with four or five values (i.e. C_41 to C_44 ; C_51 to C_53) are characterized on the one hand by combinations with three or four GAI measurements in the first ten days after the maximum value of GAI (GAI_{max}), between growing stage (GS) 61 (beginning of flowering) and GS 69 (end of flowering) (Zadoks et al., 1974), and one GAI measurement in the two last weeks of measurements (GS 73, early milky grain, and GS 83/85, early/medium pasty grain). On the other hand, these classes included combinations (i.e. C_46; C_54 to C_56) with 3 GAI measurements in the last two weeks and one or two measurements in the first half of the period of measurements. Combinations with six GAI measurements differed only on the date of the final measurement considered, whereas the combination with seven values (C_7) was that with all data of GAI measured in the senescence phase.

Each combination was composed by nine values of GAI, representing 3 plots x 3 sites.

Table 4.1: Classes of combinations based on data of GAI available during the senescence phase

GS : growing stage, phenological stage according to Zadoks scale (Zadoks et al., 1974). DoY: Day of year.

	GS	DoY	with 4 values						with 5 values						with 6 values		with 7 values
			C_41	C_42	C_43	C_44	C_45	C_46	C_51	C_52	C_53	C_54	C_55	C_56	C_61	C_62	C_7
Burmerange	61	153	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
	69	159	X	X	X	X			X	X	X	X			X	X	X
	69	163	X	X	X	X		X	X	X	X		X		X	X	X
	73	173	X					X	X	X	X			X	X	X	X
	77	177		X			X		X			X	X	X	X	X	X
	82	180			X		X			X		X	X	X	X		X
	83	184				X	X	X			X	X	X	X		X	X
Christnach	65	159	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
	69	163	X	X	X	X			X	X	X	X			X	X	X
	75	173	X	X	X	X		X	X	X	X		X		X	X	X
	77	177	X						X	X	X			X	X	X	X
	79	180		X			X	X	X			X	X	X	X	X	X
	83	184			X		X			X		X	X	X	X		X
	85	187				X	X	X			X	X	X	X		X	X
Everlange	65	159	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
	69	163	X	X	X	X			X	X	X	X			X	X	X
	72	173	X	X	X	X		X	X	X	X		X		X	X	X
	77	177	X						X	X	X			X	X	X	X
	79	180		X			X	X	X			X	X	X	X	X	X
	83	184			X		X			X		X	X	X	X		X
	85	187				X	X	X			X	X	X	X		X	X

4.2.3 Statistical analyses

4.2.3.1 Characterizing the decrease phase of GAI

The modified Gompertz and logistic functions (Gooding et al., 2000) were chosen to describe the senescent phase of GAI in this study where m is time (expressed in growing degree day) to reach 37% or 50% of green area remaining for the modified Gompertz function and the logistic function respectively, and k the senescent rate. The quality of curve fitting was assessed through the variance accounted for (VAF) using these functions, the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE) (Table 2.2).

4.2.3.2 Relationship between metrics and observed yields

Models assessed in this study are the same that those given in table 3.4 (see Chapter 3). Their performances were used to assess the relationships between metrics derived from the two curve fitting functions and final yields. To test the robustness and the ability of the generated regression-based models to estimate wheat grain yield at field level, a leave-one-out cross validation was performed. Statistics indicators (RMSE, MAE, relative RMSE [RRMSE], adjusted R^2 [adj. R^2]) (Table 2.2) were used to quantify the performances of models expressing the relationship between observed yields and metrics.

4.3 Results and Discussion

4.3.1 Curve fitting of GAI profiles

Globally, at least 85% of total combinations had a VAF value greater than 90%, regardless of the curve fitting function. The mean VAF value by curve fitting function was ranged between 85 and 99% for the class combination with four and five GAI measurements; in the case of the class combination with six and seven GAI measurements, this mean value was ranged between 93 and 98%. The range of the RMSE was between 0.1 and 0.3 m^2/m^2 on average in all class combinations. We can therefore report that the two curve fitting functions satisfactorily describe the senescence phase of the GAI. But some differences between these functions were noted in the quality of their fitting. Comparing the whole results of the two

curve-fitting functions, out of 135 combinations there were 93 where the VAF with the logistic function was greater than those obtained with the modified Gompertz function. Similarly, in the case of the MAE (or the RMSE), there were 64% of combinations with a MAE (or the RMSE) obtained after fitting by the modified Gompertz function greater than the one obtained after fitting by the logistic function. An analysis of variances performed with the VAF and the MAE of these two functions revealed that they were significantly different ($P < 0.01$ in case of the VAF and $P < 0.05$ in case of MAE). The statistical difference between the results of the two curve fitting functions on the one hand, and the number of good fitting by the logistic function on the other hand, therefore, showed that this latter should be preferred to characterize the senescent phase of winter wheat GAI at the field level.

4.3.2 Frequency of GAI measurements and characterization of the senescence phase

Figure 4.2 and Figure 4.3 represent the average VAF and MAE values by curve fitting function and by combination. The average MAE values were almost the same within each class of combination. These values were low and ranged between 0.02 and 0.29 m²/m², for the two curve-fitting functions for all the combinations. The average VAF values increased from the first to the last in each class of combination (e.g. class with four, five and six GAI measurements, Figure 4.2). These first combinations (C_41, C_42, C_51, C_52 and C_61) had a standard deviation of the VAF greater than 10 and a minimum value equal to 56.5% (Figure 4.2). These combinations involved three, four or five GAI measurements in the first 10 to 20 days following the GAI_{max} (Table 4.1). The frequencies of GAI measurements in these combinations led to the worst description of the senescence phase by the two curve-fitting functions used in this study. The period of measurements spanned approximately over 32 days for Burmerange site and 35 days for both Christnach and Everlange sites. All the GAI values in the combinations above were ranged between the GAI_{max} and the end of milky ripening (Table 4.1). Adding one or two GAI measurements after the first 20 days following the GAI_{max}, along with a well-distributed frequency, gave a better description of the senescence phase (mean VAF greater than 90%, Figure 4.2). This was the case of the last three combinations in class with four and five GAI measurements, and the case of the combination C_62 (Figure 4.3). A good characterization of the decreasing phase is one which

associates high VAF value and low MAE value. In such a case, comparing the average VAF and MAE values, combinations with satisfactory characteristics were the last three in class combination with four measurements (C_44 and C_46): the mean VAF was greater than 95% (Figure 4.2) and a mean MAE not greater than 0.15 m²/m² (Figure 4.3). Results of combinations C_55, C_56 and C_62 were quite similar to these results.

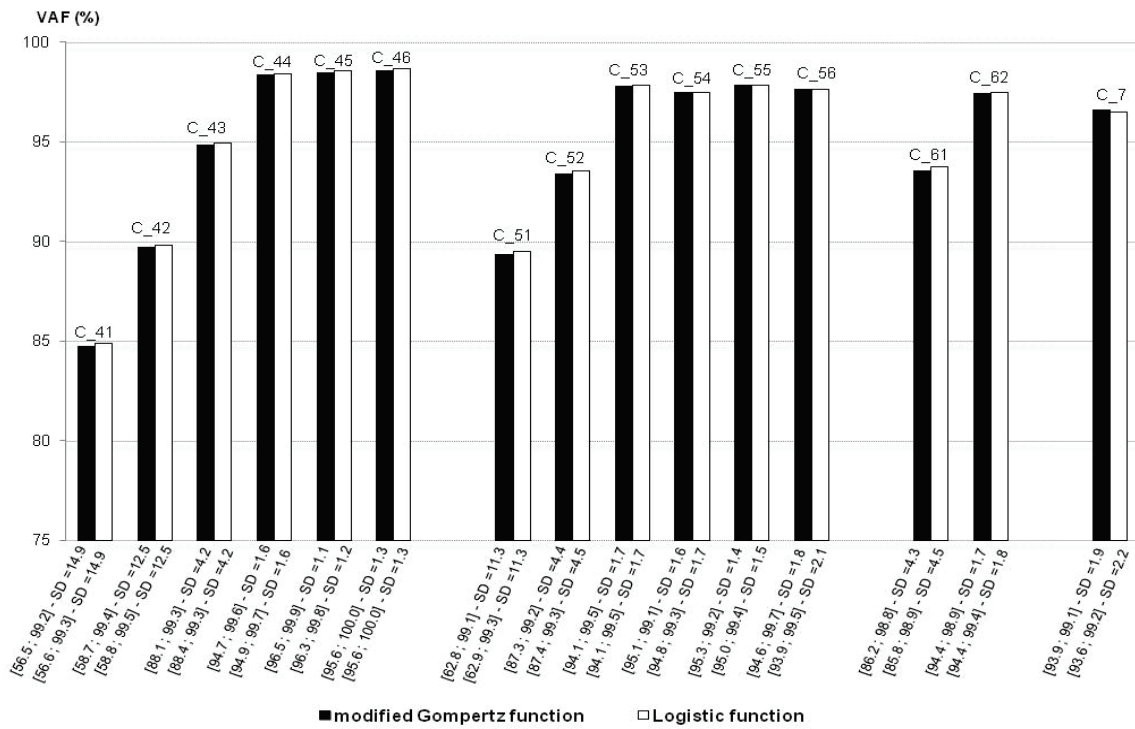


Figure 4.2: Average VAF value by curve fitting function and combination

Numbers in brackets express the range of VAF for the combination. *SD* designs the standard deviation.

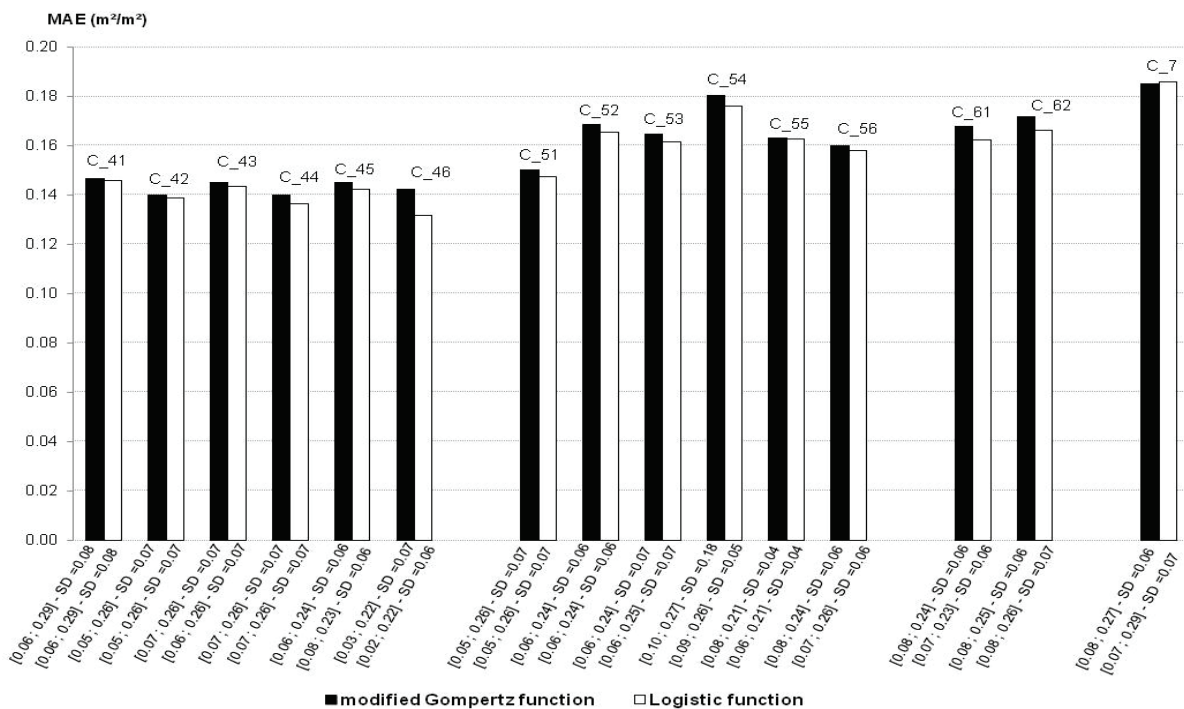


Figure 4.3: Average MAE value by curve fitting function and by combination

Numbers in brackets express the range of VAF for the combination. *SD* designs the standard deviation.

Data available in this study allowed two classes of combination with six measurements and one class with seven measurements. This made comparisons with other classes difficult. Nonetheless, despite its seven measures during the senescence phase, the combination C_7 presented low VAF values and high MAE value on average, compared to the best classes in combinations with four and five measures (C_44 – C_46 and C_55 – C_56, Figure 4.2 and Figure 4.3). This could be explained by GAI values which appeared as "outlier" in the decreasing phase. An example of curve fitting with "outlier" is shown in Figure 4.4. Statistical indicators of the second curve fitting (Figure 4.4 B) are more interesting than those of the first (Figure 4.4 A). In this latter, the second GAI value after the GAI_{max} tends to increase the MAE and to reduce the VAF. The fungicide treatments (0T, 2T, 3T) involved in each site allowed different decreasing phases of the GAI. A detailed analysis (Figure 4.5) shows that low VAF values were associated to plots with two fungicide treatments. In these cases, the curve-fitting functions did not suit well to GAI profiles. But, the number of bad curve fitting did not disturb the overall goodness of fitting. In practice, in the G.D. Luxembourg small grain

cereals are systemically protected with two or three foliar treatments (El Jarroudi et al., 2009). We decided therefore to take into account in the following analyses fitting with VAF greater than or equal to 80% in order to assess the relationships between metrics and yield.

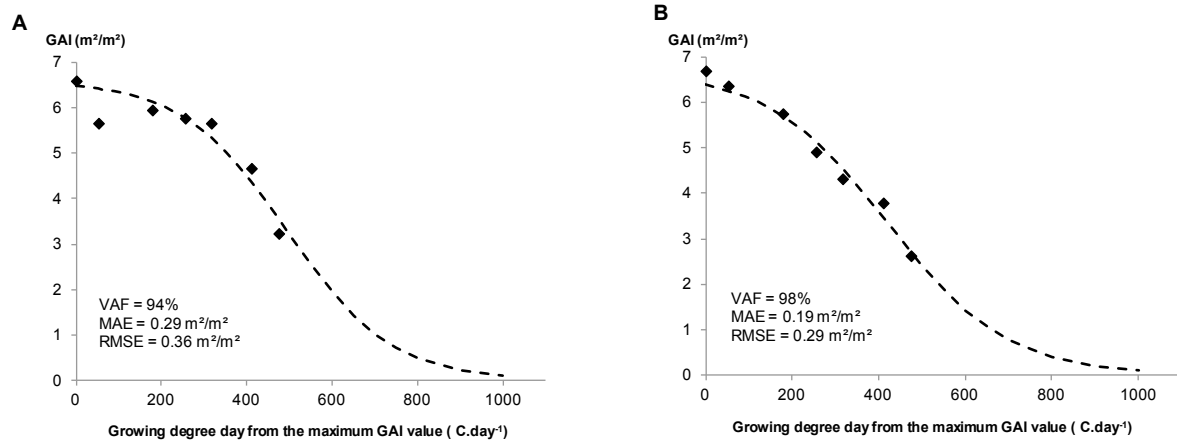


Figure 4.4: Curve-fitting of two different GAI profiles in class combination with 7 measurements (logistic function)

A: Plot with 2 fungicide treatments. **B:** Plot with no fungicide treatment.

The dashed line represents the adjusted curve. The points are the measured values of GAI.

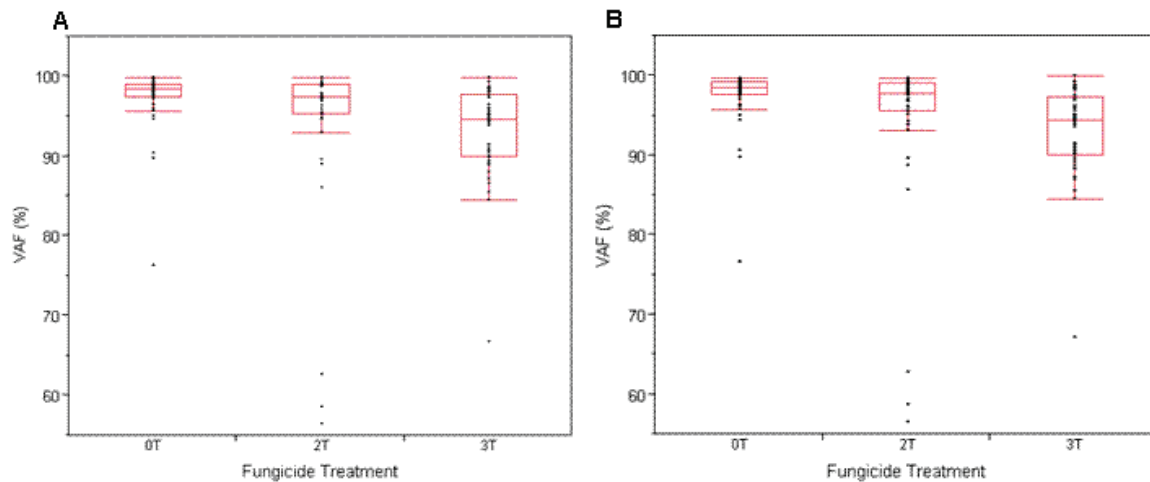


Figure 4.5: Representation of VAF values by fungicide treatment

A. VAF using the modified Gompertz function. **B.** VAF using the logistic function.

0T, 2T and 3T: plots with no fungicide treatment, two and three fungicide treatments, respectively.

4.3.3 Relationships between metrics and yield

Results of models assessed by combination along with their performances criteria are shown in tables 4.2 and 4.3. Generally, for all combinations, the model Mod2 (involving the senescence rate and the GAI_{max}) did not explain significantly the variability in observed yields, regardless the curve-fitting function from which metrics were derived. Non significativity was also observed in the case of combinations C_41, C_42, C_43, C_51, C_52 and C_61 according to models Mod1, Mod3 and Mod4. As we can note, the non significant models were associated to combinations with bad curve-fitting characteristics. For the other combinations, regression-based models were statistically significant and the adj. R^2 was also high (greater than 0.75, Tables 4.2 and 4.3). The adj. R^2 and the MAE varied between 0.75 and 0.84 and between 0.42 and 0.51 t.ha⁻¹, respectively, according to models involving metrics from the modified Gompertz function (Table 4.2). In the case of models involving metrics from the logistic function, the adj. R^2 ranged between 0.82 and 0.88, and the MAE between 0.33 and 0.40 t.ha⁻¹. Models with high level of significance were those involving metrics from the logistic function (C_44, C_46, C_53 and C_62, Table 4.3), compared to that of the modified Gompertz function. The corresponding RMSE of the three models Mod1, Mod2 and Mod3 for these combinations varied between 0.35 and 0.49 t.ha⁻¹; whereas the range of the RMSE of models with metrics from Gompertz function was between 0.45 and 0.58 t.ha⁻¹ (Tables 4.2 and 4.3). Given the statistical indicators obtained with models of the combination with all GAI measurements - i.e C_7- (adj. R^2 ranged between 0.81 and 0.87 and RMSE ranged between 0.38 and 0.50 t.ha⁻¹), the results in combinations with four to six GAI values showed that models with good characteristics could be obtained. These conclusions are confirmed through the validation phase performed on statistically significant models (a leave-one-out cross-validation). Table 4.4 shows the RMSE, the RRMSE and the MAE of significant models for each combination. The RMSE of models based on metrics derived from modified Gompertz function after cross-validation ranged between 0.44 and 0.62 t.ha⁻¹, whereas for that of the logistic function, this range was between 0.42 and 0.54 t.ha⁻¹ (Table 4.4). The RRMSE ranged between 3 and 5% for all the models. According to GAI data available in this study, these results showed that a number of four to six GAI measurements,

well distributed throughout the senescence phase, could lead to satisfactory performances of models for yield estimation. Comparing models on the basis of the curve-fitting function from which metrics were derived, this study also revealed good criteria of models involving metrics from the logistic function.

Table 4.2: Statistical test results for yield estimation (models based on metrics derived from the modified Gompertz function)

Parameters	Mod1				Mod2				Mod3				Mod4			
	m_{gomp}, GAI_{max}				k_{gomp}, GAI_{max}				m_{gomp}, k_{gomp}				$m_{gomp}, k_{gomp}, GAI_{max}$			
	adj. R ²	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	Model significance ($P > F$) ^a	adj. R ²	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	Model significance ($P > F$) ^a	adj. R ²	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	Model significance ($P > F$) ^a	adj. R ²	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	Model significance ($P > F$) ^a
C_41	-0.03	0.96	1.17	ns	-0.03	0.96	1.17	ns	-0.10	1.05	1.21	ns	-0.23	0.96	1.17	ns
C_42	-0.01	0.92	1.16	ns	-0.04	0.94	1.18	ns	-0.19	1.16	1.26	ns	-0.2	0.90	1.15	ns
C_43	0.43	0.73	0.87	ns	-0.03	0.91	1.13	ns	0.29	0.86	0.97	ns	0.48	0.61	0.76	ns
C_44	0.83	0.43	0.48	**	0.07	0.94	1.11	ns	0.8	0.45	0.51	**	0.79	0.43	0.47	*
C_45	0.75	0.51	0.58	**	-0.08	0.90	1.20	ns	0.76	0.48	0.57	**	0.71	0.48	0.57	*
C_46	0.84	0.42	0.46	**	0.03	0.90	1.14	ns	0.83	0.43	0.47	**	0.81	0.43	0.46	**
C_51	-0.01	0.93	1.16	ns	-0.06	0.95	1.19	ns	-0.24	1.22	1.28	ns	-0.15	0.85	1.13	ns
C_52	0.41	0.73	0.89	ns	0.00	0.93	1.15	ns	0.24	0.86	1.01	ns	0.59	0.53	0.68	ns
C_53	0.83	0.43	0.47	**	0.17	0.81	1.05	ns	0.83	0.43	0.48	**	0.80	0.43	0.47	*
C_54	0.81	0.46	0.50	**	-0.05	0.92	1.18	ns	0.78	0.49	0.54	**	0.79	0.44	0.48	*
C_55	0.81	0.46	0.51	**	-0.04	0.91	1.19	ns	0.78	0.48	0.54	**	0.77	0.44	0.50	*
C_56	0.84	0.42	0.47	**	-0.06	0.87		ns	0.84	0.42	0.47	**	0.8	0.42	0.47	*
C_61	0.42	0.74	0.88	ns	0.03	0.91	1.14	ns	0.19	0.89	1.04	ns	0.62	0.52	0.65	ns
C_62	0.84	0.43	0.46	**	0.16	0.88	1.06	ns	0.83	0.43	0.47	**	0.82	0.43	0.45	**
C_7	0.82	0.44	0.49	**	0.11	0.93	1.09	ns	0.81	0.45	0.50	**	0.82	0.41	0.45	**

^a: P value associated with F value (this ratio compares variability explained by the regression line with variability not explained by the regression line). Significance level: * = $P < 0.05$; ** = $P < 0.01$; *** = $P < 0.001$ and ns = $P > 0.05$.

Table 4.3: Statistical test results for yield estimation (models based on metrics derived from the logistic function)

Parameters	Mod1				Mod2				Mod3				Mod4			
	m_{log}, GAI_{max}				k_{log}, GAI_{max}				m_{log}, k_{log}				$m_{log}, k_{log}, GAI_{max}$			
	adj. R ²	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	Model significance ($P > F$) ^a	adj. R ²	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	Model significance ($P > F$) ^a	adj. R ²	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	Model significance ($P > F$) ^a	adj. R ²	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	Model significance ($P > F$) ^a
C_41	-0.01	0.95	1.16	ns	-0.02	0.96	1.16	ns	-0.08	1.04	1.20	ns	-0.21	0.95	1.16	ns
C_42	0.02	0.91	1.14	ns	-0.01	0.94	1.16	ns	-0.16	1.14	1.24	ns	-0.18	0.90	1.14	ns
C_43	0.48	0.67	0.83	ns	0.1	0.91	1.09	ns	0.28	0.87	0.98	ns	0.48	0.62	0.76	ns
C_44	0.87	0.36	0.41	***	0.32	0.81	0.95	ns	0.88	0.34	0.40	***	0.89	0.30	0.35	**
C_45	0.82	0.42	0.49	**	-0.03	0.87	1.17	ns	0.82	0.43	0.49	**	0.79	0.44	0.49	*
C_46	0.88	0.33	0.40	***	0.24	0.84	1.01	ns	0.88	0.34	0.39	***	0.86	0.35	0.39	**
C_51	0.02	0.93	1.14	ns	-0.03	0.95	1.17	ns	-0.21	1.20	1.27	ns	-0.15	0.86	1.13	ns
C_52	0.46	0.70	0.85	ns	0.08	0.91	1.10	ns	0.21	0.87	1.02	ns	0.55	0.55	0.71	ns
C_53	0.87	0.36	0.41	***	0.61	0.58	0.72	*	0.87	0.36	0.41	***	0.87	0.35	0.39	**
C_54	0.84	0.40	0.46	**	0.06	0.92	1.12	ns	0.85	0.39	0.45	**	0.86	0.35	0.48	**
C_55	0.84	0.40	0.46	**	0.08	0.91	1.10	ns	0.85	0.39	0.44	**	0.84	0.37	0.42	**
C_56	0.86	0.35	0.44	**	0.06	0.83	1.12	ns	0.87	0.34	0.42	**	0.84	0.35	0.42	**
C_61	0.46	0.71	0.85	ns	0.12	0.91	1.08	ns	0.18	0.90	1.05	ns	0.56	0.57	0.70	ns
C_62	0.87	0.36	0.41	***	0.55	0.65	0.78	*	0.88	0.35	0.39	***	0.88	0.33	0.36	**
C_7	0.83	0.40	0.47	**	0.48	0.74	0.83	ns	0.86	0.38	0.44	**	0.87	0.34	0.38	**

^a : P value associated with F value (this ratio compares variability explained by the regression line to variability not explained by the regression line). Significance level: * = $P < 0.05$; ** = $P < 0.01$; *** = $P < 0.001$ and ns = $P > 0.05$.

Table 4.4: Models performances after the validation test (leave-one-out cross-validation)

Models shown in this table are those statistically significant.

	Modified Gompertz function						Logistic function					
	Mod1		Mod3		Mod4		Mod1		Mod3		Mod4	
	RMSE (t.ha ⁻¹)	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	MAE (t.ha ⁻¹)	RMSE (t.ha ⁻¹)	MAE (t.ha ⁻¹)
C_44	0.51 (4)	0.44	0.56 (4)	0.46	0.56 (4)	0.45	0.44 (4)	0.37	0.43 (3)	0.36	0.41 (3)	0.33
C_45	0.61 (5)	0.51	0.61 (5)	0.49	0.62 (5)	0.50	0.52 (4)	0.43	0.52 (4)	0.43	0.54 (4)	0.44
C_46	0.49 (4)	0.43	0.51 (4)	0.43	0.53 (4)	0.43	0.42 (3)	0.34	0.43 (3)	0.35	0.44 (3)	0.35
C_53	0.51 (4)	0.44	0.44 (3)	0.44	0.52 (4)	0.44	0.44 (4)	0.37	0.44 (4)	0.37	0.43 (3)	0.36
C_54	0.53 (4)	0.47	0.48 (4)	0.50	0.54 (4)	0.45	0.49 (5)	0.41	0.48 (4)	0.40	0.45 (3)	0.36
C_55	0.54 (4)	0.47	0.48 (4)	0.49	0.58 (5)	0.46	0.49 (5)	0.40	0.48 (4)	0.39	0.47 (4)	0.38
C_56	0.49 (4)	0.43	0.45 (3)	0.43	0.53 (4)	0.43	0.46 (4)	0.36	0.45 (4)	0.35	0.48 (4)	0.37
C_62	0.49 (4)	0.43	0.51 (4)	0.44	0.51 (4)	0.43	0.44 (4)	0.37	0.42 (3)	0.36	0.42 (3)	0.34
C_7	0.52 (4)	0.44	0.54 (4)	0.46	0.50 (4)	0.41	0.50 (4)	0.41	0.47 (4)	0.39	0.42 (3)	0.35

^a: Numbers in brackets designed the RRMSE (expressed in %).

4.4 Conclusion

The evolution of wheat canopy all along the crop season, especially during the grain filling and maturation stages, is of great interest in the determination of grain yield. This chapter sought to study the influence of wheat GAI measurements frequencies on the description of the senescence phase and the estimation of yields. Reanalysis of data using different measures of possible frequencies GAI allowed a wide range of situations. This study confirmed that the decreasing phase of winter wheat GAI was clearly better described by the logistic function, compared with the modified Gompertz function. The regression-based models, involving the maximum GAI value, the senescence rate and the green area duration (expressed through the time to reach 50 or 37% of green area remaining), showed satisfactory performances for yield estimation: RMSE of about 0.35 to 0.49 t.ha⁻¹, and 0.45 and 0.58 t.ha⁻¹ for models based on metrics derived from the logistic function and modified Gompertz function, respectively. Based on the monitoring of the senescence spanning over 30 to 35 days and theoretical frequencies of measurements, this study suggests that a number of four to six GAI measurements, well distributed throughout the senescence phase, could lead to a satisfactory description of its decreasing phase using a logistic function and acceptable models for yield estimation.

These analyses are very interesting because they allow an identification of possible frequencies of GAI measurements during the senescence phase which give a satisfactory estimation of grain yields. Although the study is based on GAI calculated from hemispherical photographs, results obtained could be helpful for data retrieved from air- or space-borne sensors in order (i) to characterize the shape of wheat senescence phase and (ii) to relate its yield to metrics calculated from this phase. Remote sensing imagery can be acquired by a range of airborne and space-borne sensors from multispectral sensors to hyperspectral sensors with wavelengths ranging from visible to microwave, spatial resolutions ranging from sub-meter to kilometers and temporal frequencies ranging from 30 minutes to weeks or months (see Xie et al., 2008 for review). In the field of crop growth monitoring, the most commonly applied sensors include Landsat (mainly TM and ETM+), SPOT, MODIS, NOAA-AVHRR, IKONOS and QuickBird. Crop growth monitoring through remote sensing is generally determined by a trade-off between spatial detail and area coverage (Duveiller and Defourny,

2010b). Providing crop-specific biophysical variables, such as GAI, at relevant spatial and temporal resolutions can help crop growth modelling improvement or simple approaches development / improvement for yield forecasting at national or regional scales. The amount of measurements in time could be limited, however, resulting in the absence of images at critical moments during the growing season. This study could therefore serve as a basis for further studies on the use of GAI temporal profiles retrieved from earth observation satellite data and focusing on the phase of senescence in winter wheat yield estimates.

CHAPITRE 5 : Application de la méthodologie SenAFY à une échelle régionale**

5.1 Introduction

An early prediction of wheat yield prior to harvest at regional, national or international scales can play a crucial role in global markets and in policy and decision making. Many models for yield forecasting are available with varying levels of complexity and empiricism. One example is the Crop Growth Monitoring System (CGMS), currently used operationally at the Joint Research Centre of the European Union (EU) for predicting the total production of various crops in all EU Member States and neighbouring countries (Supit, 2000). However, uncertainty about the effect of drought due to limited weather station density and poorly known soil parameters, the lack of information about irrigation and the weighting of individual simulation results at grid level for administrative regions (Vossen and Rijks, 1995) have not been taken into account appropriately in this system. Remote sensing has often been mentioned as a way of resolving some of these uncertainties, by retrieving biophysical variables from remote sensing observations and coupling them with mechanistic growth models (Delécolle et al., 1992; Moulin et al., 1998; Dorigo et al., 2007). Another option for yield forecasting at the regional level is to use simple algorithms that can deal with a strong spatial heterogeneity compared with more complex models that treat the surface as homogeneous (Franks et al., 1997).

Leaf area index (LAI) is a key variable that relates to both the structure and functioning of a vegetation canopy. Chen and Black (1992) defined LAI as half the total developed area of green leaves per unit of ground horizontal surface area. There are several methods for measuring LAI on the ground, using direct or indirect approaches (Gower et al., 1999; Jonckheere et al., 2004; Weiss et al., 2004). Ground measurements are time-consuming, rendering large geographic coverage almost impossible. Therefore, more attention has been paid to retrieving land surface variables, such as LAI, from satellite imagery. Retrieving LAI at the local level from high spatial resolution data has been done successfully in many studies

** Adapted from Kouadio, L., Duveiller, G., Djaby, B., El Jarroudi, M., Defourny, P. and Tychon, B. 2012. Estimating regional wheat yield from the shape of decreasing curves of green area index temporal profiles retrieved from MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 18, 111-118.

(e.g., Launay and Guerif, 2005; Hadria et al., 2010; Duveiller et al., 2011b). But the types of images generally used in these studies cannot be acquired cloud-free with both a high revisit frequency (e.g., every 1-7 days) and over a large geographic area, which are two requisites for crop growth monitoring at the regional scale. Current instruments meeting these criteria, such as the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), generally have a spatial resolution of about 250 m. Some LAI products are available at the global scale based on these types of instruments (e.g., Myneni et al., 2002; Baret et al., 2007), but they have a spatial resolution of 1 km, which is too coarse to be crop specific over many landscapes in the world (Duveiller and Defourny, 2010b). To overcome this problem, Duveiller (2011) proposed a method for selecting coarse spatial resolution pixels whose observation footprint matched the target land cover. By using high spatial resolution masks delineating the fields covered with a target crop combined with a model of the MODIS spatial response, crop specific pixel purity can be calculated and used to select pixels from which a reliable crop specific time series of biophysical variables can be derived. When the biophysical variable of interest is LAI, and all the main aerial plant organs (leaves, stems and ears) photosynthesize (as in winter wheat), Duveiller et al. (2011b) argue that it is more appropriate to use the concept of green area index (GAI) to refer to the biophysical variable retrieved through remote sensing because the electromagnetic radiation reflected from the crop canopy that is encoded in a satellite image is contributed by all the aerial plant organs.

The onset and rate of senescence are important factors for determining grain yield in winter wheat. Studies over the past decade have shown that there is a close relationship between the maintenance of the photosynthetic life of flag leaves during grain filling and grain yield in wheat (Gooding et al., 2000; Reynolds et al., 2000a; Richards, 2000; Dimmock and Gooding, 2002; Blandino and Reyneri, 2009; El Jarroudi et al., 2010). In addition, modelling approaches estimate that at least 45% of the grain carbohydrate content is derived from the flag leaves (El Jarroudi et al., 2009). Because only flag leaves are considered, it might be difficult to implement these methods in a large-area monitoring framework. Indeed, few studies directly link parameters quantifying green leaf area decrease to winter wheat yield. The aim of this study was to explore an approach for forecasting winter wheat yield at the regional scale, based on metrics derived from the senescence phase of crop-specific GAI time series retrieved from remote sensing data.

5.2 Material and methods

5.2.1 Study area and target spatial administrative units

The EU has subdivided its territory into a harmonised set of administrative units with different hierarchical levels. These geographical regions are called *Nomenclatures des Unités Territoriales Statistiques* (NUTS), with NUTS0 being the entire national territory, NUTS1 the first division level of Member States and NUTS2 and NUTS3 being smaller territorial units, respectively. The level used for agricultural statistics produced by the Statistical Office of the European Communities (EUROSTAT) is the NUTS2 level, which was therefore the level most appropriate for this study. The NUTS regions, however, were designed to have comparable populations at the same NUTS level. The surface of the region, which would be appropriate for this study, is seen as a secondary criterion. The NUTS classification is also based on the administrative divisions applied in the Member States and therefore NUTS of the same level can have important differences in populations and surfaces. The method presented in this paper was applied to winter wheat for two crop seasons (2006/2007 and 2008/2009) over a study site comprising Belgium and northern France. In northern France, the NUTS2 regions are much larger than Belgian NUTS2 regions: the average area of French NUTS2 is 24,940 km² (standard deviation, σ , of 11,375 km²), whereas the average Belgian NUTS2 is 2,800 km² ($\sigma = 1,200$ km²). With regard to spatial extent, the French NUTS3 regions (average area 5,800 km², $\sigma = 1,800$ km²) are more comparable with Belgian NUTS2 and therefore it was these spatial entities that were considered in this paper. In these units, the area covered by winter wheat in 2000-2006 period ranged from 1% to 30% of the NUTS surface: between 1% and 20% for Belgian NUTS2 (EUROSTAT¹¹) and between 11% and 30% for French NUTS3¹². The average yield in these regions is high compared with the average yield at the EU level (Figure 5.1).

¹¹ Available at <http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/agriculture/data/database>

¹² Available at <http://agreste.maapar.lbn.fr/ReportFolders/ReportFolders.aspx>

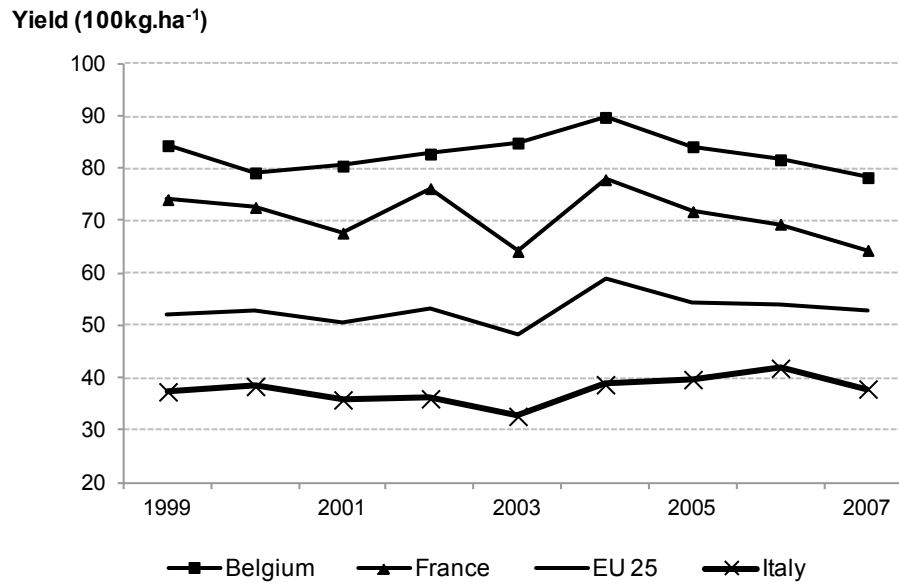


Figure 5.1: Official statistics for wheat yield from 1999 to 2007 (*source: EUROSTAT*)
EU 25: European Union 25 countries

5.2.2 GAI retrieval from MODIS time series

Crop-specific GAI time series can be retrieved from MODIS imagery over a fragmented agricultural landscape over several growing seasons using a combination of radiative transfer modelling, neural network inversion and thermal time interpolation (Duveiller et al., 2011a). To do this, a crop-specific mask is necessary to identify which cells in the MODIS grid should be used to provide adequate winter wheat time series. For this study, a winter wheat mask based on Landsat data at a 30m spatial resolution was available from the GLOBAM project. The overall accuracy of this crop-specific mask creation was close to 90%. As described by Duveiller et al. (2011a), a spatial response model for the MODIS imaging instrument was then convolved over the mask to provide a purity pixel map. This map indicated the proportion of the signal encoded in a MODIS pixel, which effectively comes from the target surface (in this case, this surface consisted of fields under winter wheat). The reflectance encoded in a pixel comes from a ground surface that is often larger than that desired (Cracknell, 1998). Since the size of the MODIS grid over the studied regions was close to the winter wheat fields (Duveiller and Defourny, 2010b), “pure” pixels (i.e., whose

signal comes 100% from winter wheat) are hard to find. Instead, the purity map was used to select the MODIS cells with at least 75% of pixel purity for winter wheat. For these selected cells, the necessary information for retrieving GAI (reflectance in the red and near-infra-red band, plus the viewing geometry) was compiled from level-2 MODIS Aqua and Terra collection 5 products (available at <https://lpdaac.usgs.gov/>). The neural network procedure to extract GAI from these data is described by Duveiller et al. (2011a).

5.2.3 Characterizing the GAI dynamic

The GAI estimated from remote sensing can be affected by various sources of error. These include inaccurate atmospheric correction, contamination of the reflectance from non-wheat land cover when pixel purity is low and shortcomings in the retrieval method. The high temporal frequency of observations, however, is enough to characterize the overall GAI dynamic. Mathematical expressions have long been used to interpolate ground LAI estimations (Baret, 1986; Olesen et al., 2000). In our study, a canopy structural dynamic model (CSDM) was used to interpolate GAI in time and to describe the biophysical variable's time course continuously (Figure 5.2). This semi-mechanistic model, developed by Baret (1986) and improved by Lauvernet (2005), is expressed as follows:

$$GAI(T) = A \bullet \left[\frac{1}{[1 + \exp(-a(T - T_0 - T_a))]^c} - \exp(b(T - T_0 - T_b)) \right] \quad (5.1)$$

where a and b define the rates of growth and senescence, respectively; c is a parameter allowing some plasticity for the shape of the curve; A is a scaling coefficient; and T_0 , T_a and T_b are the thermal times of plant emergence, mid-growth and end of senescence. The CSDM is further parameterized so as to yield zero GAI once senescence is over. The senescent phase of the curve follows a simple $(1-e^{bx})$ function. Figure 5.2 shows an example of GAI curves fitted by the CSDM function. As described in the next section, this CSDM was used to filter out the GAI time series that did not have a temporally consistent dynamic.

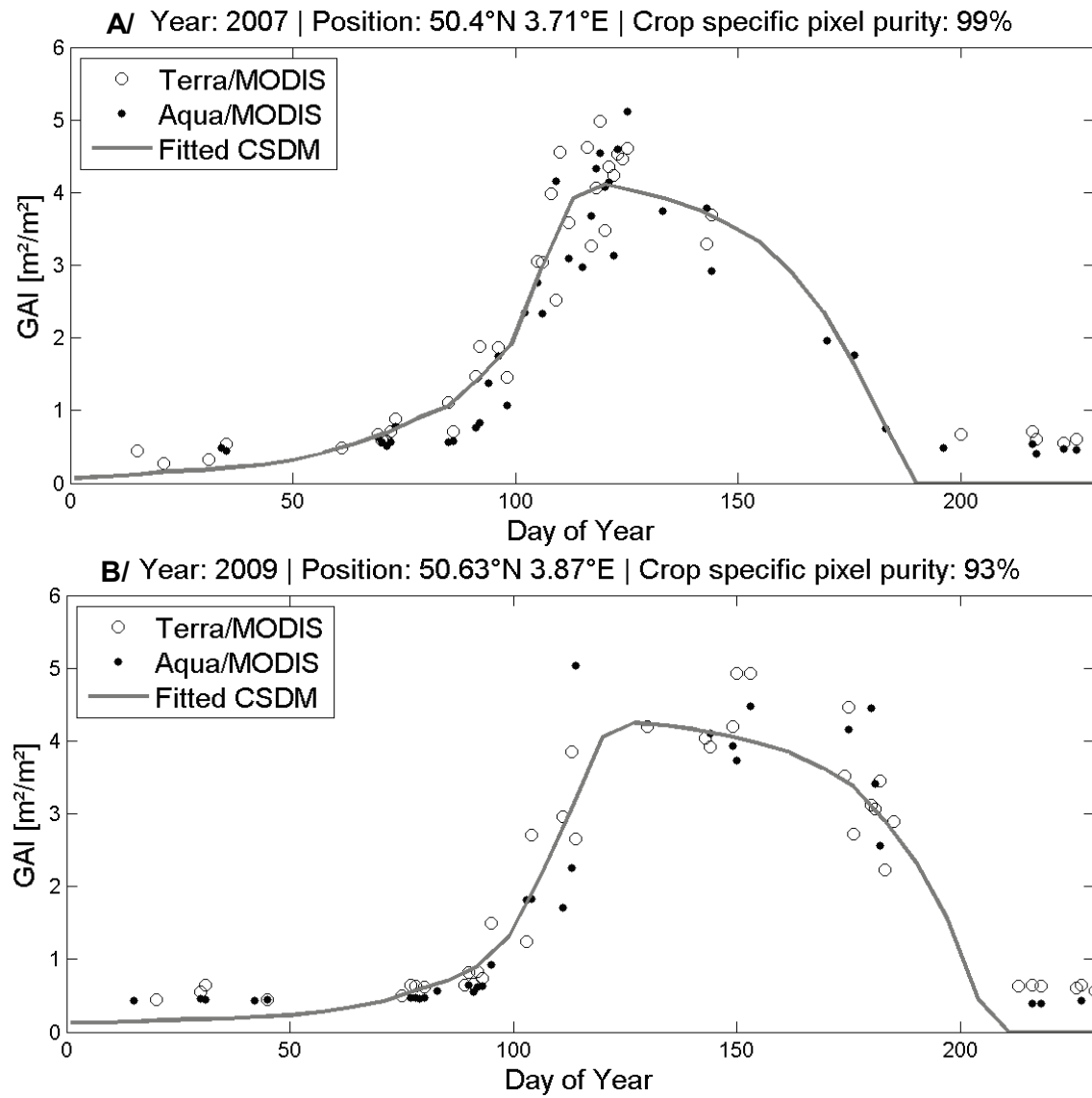


Figure 5.2: Examples of interpolation using the canopy structural dynamic model (CSDM)

Our main interest was in the senescent part of the curve which, according to Gooding et al. (2000), could be described using a logistic model (Eq. 5.2). The following model was therefore also fitted on the GAI values retrieved from MODIS data:

$$GAI(T) = \frac{GAI_{\max}}{1 + [\exp(-k(T - m))]} \quad (5.2)$$

where $GAI_{\max}$ refers to the maximum value of GAI; m is the position of the inflection point in the decreasing part of the GAI curve; k is the relative senescence rate; and T is the thermal time expressed in growing degree-days.

The logistic function describes a response that is symmetrical around the inflection point. When A is fixed at 100%, the inflection point appears when $GAI = 50\%$ (i.e., m is the thermal time taken to reach 50% green area).

The quality of curve fitting was measured by the variance that accounted for (VAF). The VAF using the logistic function was compared with that using a modified Gompertz function in an equivalent way, expressed as follows:

$$GAI(T) = GAI_{\max} * \exp[-\exp(-k(T - m))] \quad (5.3)$$

The shape of the modified Gompertz model was similar to that of the logistic function. The main difference was that in Eq. 5.3 the inflection point m corresponded to the thermal time taken to reach 37% of the green area.

5.2.4 Filtering out sub-optimal GAI profiles

The temporal GAI profiles could be sub-optimal for regional yield characterization for several reasons. Some precautions were therefore taken to filter out those that did not have the expected shape of winter wheat or those with insufficient observations. The following criteria were used to retain GAI profiles: (i) the number of observations in the growing season had to be above 10; (ii) the temporal consistency: relative root mean square error (RRMSE) between CSDM fit and observations < 15% (for time-series type comparisons, *RRMSE* is sensitive to large deviations and relatively insensitive to small deviations); (iii) the day of the year when maximum GAI was reached by the CSDM had to be above 135; (iv) the pre-season remote

sensing GAI had to be below 1.5 and the post-harvest remote sensing GAI below 1.0. During these periods, winter wheat GAI should be zero. If it is not, it might be an indication that the pixel is actually not (only) representing winter wheat. However, some tolerance is necessary since there might be some other vegetation influencing the signal, and the retrieval algorithm also posed difficulties for assessing low GAI values (often resulting in an erroneous residual GAI).

Figure 5.3 presents the spatial distribution of pixels used in the process before and after filtering at the study site. For the two crop seasons 2007 and 2009, about 12% of pixels were efficiently used in this approach: before filtering, the number of pixels was 16,630 in 2007 and 34,936 in 2009; after applying filters the selected pixels dropped considerably (1,820 in 2007 and 4,076 in 2009). These pixels were globally distributed in 10 NUTS2 in Belgium and six NUTS3 in northern France for the 2009 crop growing season, and in 2007 crop season they were distributed in six NUTS2 and seven NUTS3 (Figure 5.3).

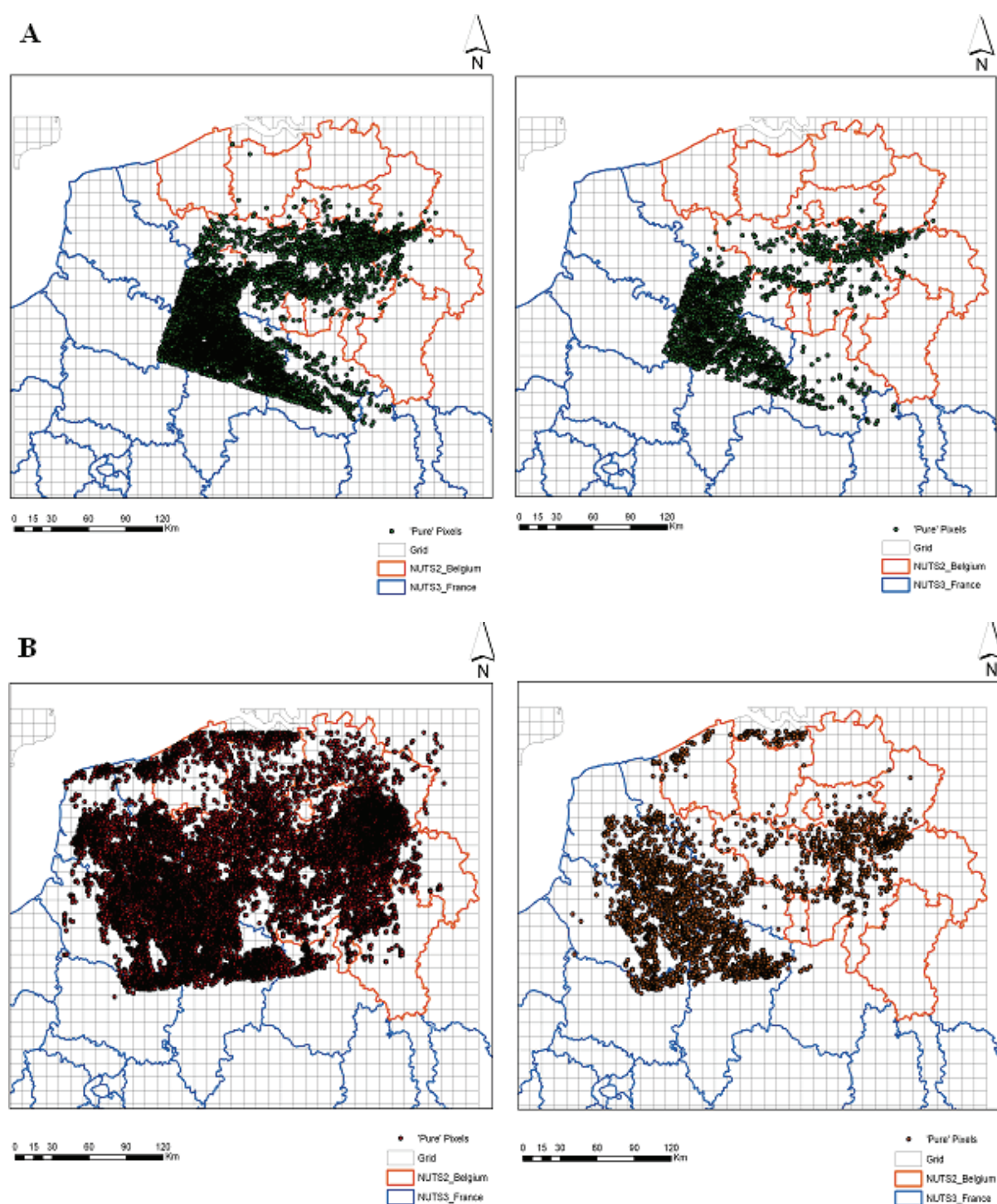


Figure 5.3: Spatial selected pixels distribution at a northern European site

A: Crop season 2007. **B:** Crop season 2009. On the left: before applying filters (16,630 pixels in 2007 and 34,936 pixels in 2009). On the right: after applying filters (1,820 pixels in 2007 and 4,076 pixels in 2009)

5.2.5 Climatic variables and calculation of thermal time

Meteorological input for the thermal time calculation was based on 10 x 10 km grid cells. The methodology used for data interpolation was applied in CGMS (Supit, 2000). Weather data from weather stations were obtained from the Belgium CGMS system for the Belgian territory and from the European CGMS for areas outside Belgium. The spatial distribution of selected pixels was intersected with the grid cells. This intersection was then used to derive the minimum and maximum temperatures for the calculation of the corresponding thermal time.

The thermal time, defined as the cumulative daily average temperature (above a crop specific temperature threshold) between two development stages (Masle et al., 1989), was used to express crop development. In our study, thermal time was counted from the date of maximum GAI value and then cumulated for the following days.

5.2.6 Yield forecasting modelling

The models were calculated by multi-linear regression. The inputs were the derived metrics m , k , and GAI_{max} (the maximum GAI value). The aggregation of these values at the NUTS level was done by taking the mean value of parameters for each NUTS. For the mean calculation, only pixel profiles with a VAF above a given threshold (corresponding to the VAF of at least two-thirds of the total pixel profiles) were taken into account in the aggregation process at the NUTS level. Official statistical yield data were the reference for the calibration phase. French NUTS3 yield data are available at <http://agreste.maapar.lbn.fr/ReportFolders/ReportFolders.aspx>; Belgian NUTS2 yield data are available at <http://statbel.fgov.be/fr/statistiques/chiffres/economie/agriculture/exploitations/>.

Models selected for validation were those with at least two variables. Validation was performed using a bootstrap method because of the small number of NUTS used in the analysis. The program used to test the robustness of selected models is detailed in Appendix E. The use of the bootstrap method allows one to approximate the distribution of test statistics in settings where analytic calculations are intractable or in small samples where large-scale asymptotic results might not hold (Austin and Tu, 2004). The bootstrap method also provides less biased and more consistent results than the Jack-knife method (Fan and Wang, 1996).

Statistical analyses relating to curve-fitting and modelling (generalized linear regression for calibration and the bootstrap method for validation) were carried out using the Proc NLIN and Proc GENMOD procedures, respectively, of SAS software (version 9.1, SAS Institute Inc., Cary, NC, USA). An overview of the methodology described here is shown in figure 5.4.

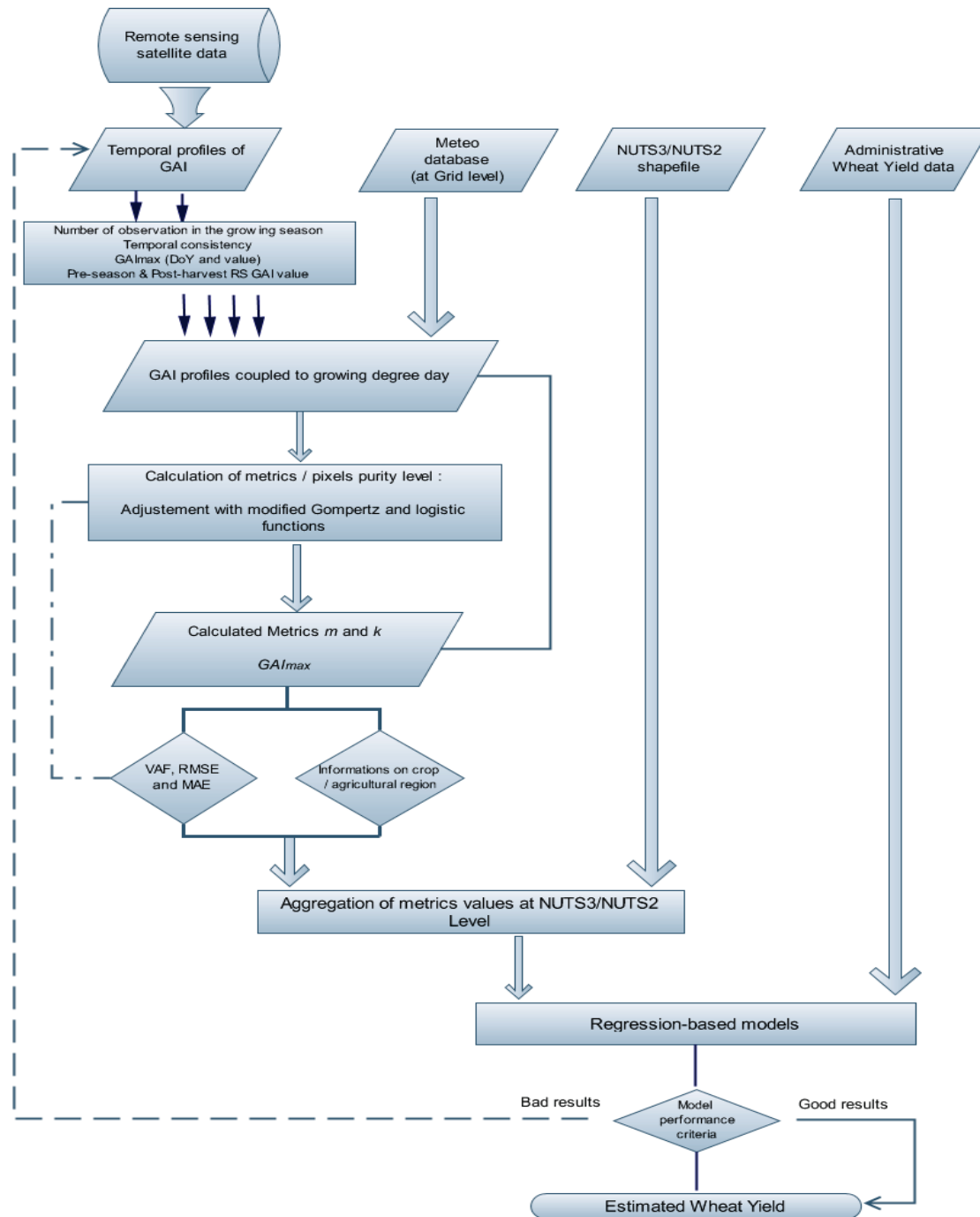


Figure 5.4: Overview of the SenAFY at a regional scale

5.3 Results

5.3.1 GAI decreasing curve fitting

By grouping the percentages of VAF after curve-fitting, the class with a high percentage was the one with a VAF greater than 67%. The corresponding class percentage was equal to 68%. The percentages for the other classes were 11% and 21%, respectively, for a VAF less than 33% and a VAF between 33% and 67%. For yield forecasting modelling, the threshold of 67% was taken into account in the aggregation of model inputs at the NUTS level.

A comparison with the VAF by a modified Gompertz function showed that there was no significant difference ($\alpha = 0.05$) with the VAF by the logistic function (Table 5.1).

A group test statistic for the equality of means was reported for both equal and unequal variances. Both tests indicated the lack of evidence of a significant difference between different VAF values ($t = -0.86$ and $p = 0.3925$ for the pooled test, $t = -0.86$ and $p = 0.3925$ for the Satterthwaite test, [Satterthwaite, 1946]).

Table 5.1: Summary statistics and t tests for the VAF (%) using the modified Gompertz function and the logistic function

VAF1 refers to the modified Gompertz function and VAF2 to the logistic function.

VAF (%)	N	Method	Mean	95% CL Mean	SD	95% CL Std Dev
VAF1	5896		72.25	71.61 72.90	25.27	. .
VAF2	5896		72.65	72.00 73.31	25.56	. .
		Pooled	-0.40	-1.32 0.52	25.42	25.09 25.75
		Satterthwaite	-0.40	-1.32 0.52		
		Method	Variances	DF	t Value	Pr > t
		Pooled	Equal	11,790	-0.86	0.3925
		Satterthwaite	Unequal	11,788	-0.86	0.3925

5.3.2 Regression-based models

Four models were tested: (i) Mod1: $\text{Yield} = f(m, GAI_{max})$; (ii) Mod2: $\text{Yield} = f(k, GAI_{max})$; (iii) Mod3: $\text{Yield} = f(m, k)$ and (iv) Mod4: $\text{Yield} = f(m, k, GAI_{max})$.

The generalized linear regression generated multiple tables that allowed the quality of regression to be assessed. Table 5.2 presents a summary of the regression-based models.

Table 5.2: Statistical results of regression-based models

	R^2_{adj}	RMSE (t.ha ⁻¹)	Model significance ($P > F$) ^a
Mod1	0.47	0.57	***
Mod2	0.47	0.57	***
Mod3	0.03	1.08	ns
Mod4	0.51	0.57	***

^a: P value associated with F value (this ratio compares variability explained by the regression line with variability not explained by the regression line). Significance levels: *** = $P < 0.001$; ns = $P > 0.05$.

Globally, the models were highly significant ($P < 0.001$), except for model Mod3. The R^2_{adj} varied between 0.47 and 0.51, with no difference in the RMSE (RMSE = 0.57 t.ha⁻¹). Converted in relative RMSE, this value represented about 7%. Mod1 and Mod2 had similar performances in terms of R^2_{adj} , scale parameter and RMSE. These two models involved either metric m or metric k and GAI_{max} as explanatory variables. Only Mod3, which took metrics m and k into account, presented poor results relating to its small R^2_{adj} and high mean of residuals and scale parameter (Table 5.3). When metrics m and k were used only as explanatory variables, wheat yield could not be adequately estimated. Comparing the four models, model Mod4 gave the best estimations for wheat yield: low value of the mean of residuals and scale parameter, good RMSE, and good R^2_{adj} (Table 5.2 and Table 5.3). Figure 4 is a graphical representation of official yields versus predicted yields by models. This figure shows the worst wheat yield estimation given by Mod3. All the other three models presented a satisfactory distribution in the same range of yield (6.5-11.0 t.ha⁻¹) around the line 1:1,

whereas the range of predicted values with model Mod3 was about 8-9 t.ha⁻¹ (Figure 5.5) and inadequately distributed around this line.

Table 5.3: Performances of selected models after bootstrapping (bootstrap sample size = 11,000)

	RMSE (t.ha ⁻¹)	MAE (t.ha ⁻¹)
Mod1	0.56	0.59
Mod2	0.57	0.59
Mod4	0.55	0.56

The maximum GAI value seemed to be one key variable in the estimation. A simple model between official yields and this metric gave no significant results (R^2_{adj} 0.34 and RMSE 0.90 t.ha⁻¹). The use of other parameters, such as metrics derived from the decreasing curves, however, significantly increased (in addition to the GAI_{max}) the accuracy of the final yield estimation.

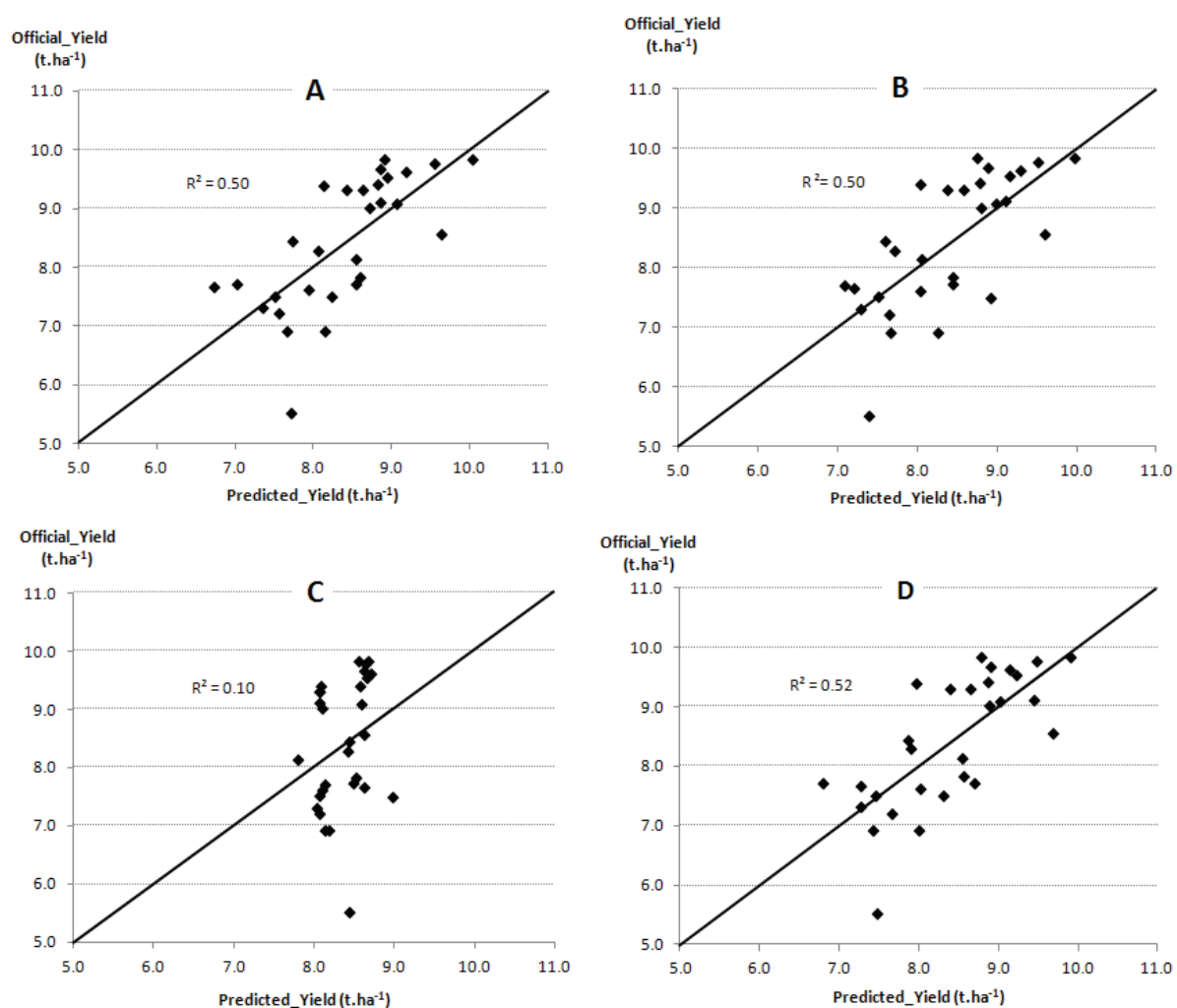


Figure 5.5: Official yield versus predicted yield for NUTS3 (France) and for NUTS2 (Belgium) levels

A: predicted yield using model Mod1; **B:** predicted yield using model Mod2; **C:** predicted yield using model Mod3; **D:** predicted yield using model Mod4. (The line in bold is the line 1:1).

5.4 Discussion

The aim of this study was to explore an approach for wheat yield estimation at the regional level, based on the senescence phase of crop-specific GAI retrieved from remote sensing data. The first hypothesis tested concerned the description of the senescence phase. Large scale studies of crop growth monitoring by remote sensing showed that a negative exponential model based on a simple combination of two parameters for leaf senescence modelling could be used to describe the senescence part of wheat growth (Baret and Guyot, 1986). At the field level, the decrease part of GAI was adequately described by a logistic function like the one used for flag leaves (Gooding et al., 2000; Kouadio et al., in press). The study therefore sought to verify the potential of such a logistic function in crop yield forecasting at the regional level by developing a regression-based model that relied on metrics of decreasing curves and the maximum GAI value extracted from remote sensing over a large geographic area. The results presented here show that final yield could be adequately estimated from these parameters. This conclusion partly reflects that reached by Baret and Guyot (1986), who showed that wheat production could be estimated from the senescence rate and other parameters. These preliminary results suggest that a simple but reliable yield prediction models could be developed. Wheat yield can be estimated from metrics derived from the GAI decreasing curve and its maximum value, based on an empirical approach. One of the main drawbacks of empirically-based models for estimating crop yield has been that their application is valid only for the area for which they have been calibrated. Nonetheless, they are often the preferred approach because they are easy to implement and have limited data requirements (Doraiswamy et al., 2005; Moriondo et al., 2007; Becker-Reshef et al., 2010). By extending the senescence-based approach developed here, further studies will show the degree of precision that can be achieved compared with existing operational systems at the regional scale.

As has been well documented, for many empirical remote sensing based yield models it is assumed that the canopy vigour of winter wheat estimated by spectral measurements (e.g. NDVI) is directly related to final winter wheat yields (Ferencz et al., 2004). The fact that the maximum GAI value was listed as an explanatory variable for all three best models in this study also follows this assumption. As Becker-Reshef et al. (2010) noted in their study, one of

the limitations of an empirical and remote sensing based regression model that relies on the maximum spectral NDVI measurements to estimate yields is that it cannot capture the impact of events that reduce yield but do not reduce the peak of green biomass. Metrics describing the senescence part of wheat GAI were calculated using the thermal time concept, which is more closely related to crop development stages. The factors that can lead to a loss of final yield after the peak GAI value could be taken into account through the shape of the decreasing curve. The good accuracy of models developed using this approach is therefore consistent with the concept that remote sensing data are a direct measurement of vegetation conditions that integrates the effect of all major environmental factors (Moriondo et al., 2007).

The lack of close correlation between the GAI_{max} and observed yields on the one hand, and the results in terms of final yield estimation accuracy by adding metrics from the senescence part on the other hand, suggest that a regression-based model that relies on metrics derived from this part of the growth cycle could serve as a good indicator of yield prior to harvest. The relative simplicity of this approach gives it fundamental advantages for regional-scale operational applications.

Wheat (common and durum wheat) is by far the most important crop in Europe in terms of production. Its production represents almost half of all cereal production: in 2008 and 2009, wheat accounted for 48% and 47%, respectively, of EU cereal production (EUROSTAT, 2010). Our study sites were located in regions where average yields vary slightly (see Figure 5.1). Based on the results obtained here, further studies could be carried out assessing this approach in order to explain the inter-annual variability of wheat yields in regions with other crop conditions (i.e. southern part of Europe).

5.5 Conclusion

With the recent developments in Earth Observation data acquisition, the accurate and timely estimation of crop yields on regional, national and international scales has become increasingly possible in developing and developed countries. In this study, an approach for wheat yield estimates at regional level was explored. This approach was based on metrics derived from the decrease part of GAI temporal profiles. Wheat-specific GAI time series were retrieved from MODIS daily reflectance using a methodology that could be used in an operational monitoring context. A modified logistic function was then fitted to the decreasing GAI curves to calculate the metrics characterizing these shapes. Finally, regression-based models were developed using these metrics and the maximum GAI value. The results of this preliminary study show that the final yield could be estimated using this approach. Further research on applying the approach to other areas and years of GAI measurements is expected to confirm these results.

CHAPITRE 6 : Méthodologie SenAFY basée sur les séries temporelles de GAI :

Analyses avec une série de dix années de données

6.1 Introduction

Effectuer des prévisions de rendements ou de productions agricoles signifie donner une information aussi précise que possible tout au long de la saison culturale, bien avant que les premières statistiques agricoles officielles ne soient disponibles (Oger et al., 2000). Estimer un rendement ou une production revient à déterminer des valeurs de rendements ou de production au moment même ou après la récolte lorsque tous les paramètres ou toutes les données d'entrée du système sont disponibles. Lorsqu'on parle de prévision, on doit toujours prendre en considération les différents facteurs qui peuvent influencer la variabilité ou la marge d'incertitude des résultats finaux. Ainsi, l'estimation ou la prévision des productions agricoles par région agricole, par circonscription ou à l'échelle nationale repose sur la connaissance des surfaces affectées à une culture donnée et du rendement moyen correspondant. Des différents facteurs qui influencent le rendement d'une culture, l'activité photosynthétique tout au long de son cycle de croissance demeure de loin la plus essentielle. Le développement d'approches pour l'estimation / la prévision du rendement à des échelles régionales basées sur les variables biophysiques extraites des images satellitaires a fait l'objet de plusieurs études (Reeves et al., 2005; Duchemin et al., 2006; Doraiswamy et al., 2007; Becker-Reshef et al., 2010).

Dans le chapitre 5, il a été montré que les metrics calculés à partir des courbes de sénescence de l'indice de surface verte (GAI) du blé d'hiver - dérivé de séries temporelles de MODIS - pouvaient être utilisées dans l'établissement de modèles d'estimation du rendement à une échelle régionale. La présente étude se veut être une suite de la précédente, avec comme particularité la prise en compte d'une série temporelle de GAI couvrant une période de dix ans (2000-2009). Elle a ainsi pour objectifs (i) d'évaluer la pertinence de l'approche basée sur les courbes de sénescence de GAI dérivé de série temporelles de MODIS pour des estimations de rendements à une échelle régionale ; et (ii) d'évaluer le caractère prédictif de cette approche à travers son application à une date antérieure aux périodes officielles de récolte dans la zone d'étude.

6.2 Matériel et méthodes

6.2.1 Site d'étude

Le site d'étude couvre les différents NUTS2 de la Région Wallonne de Belgique (Figure 6.1). La culture étudiée est le blé d'hiver. L'agriculture dans ces zones est généralement dominée par une alternance de cultures d'hiver (blé et orge) et de cultures de printemps (betteraves, pommes de terre). Les cultures bénéficient de conditions pédoclimatiques favorisant des rendements élevés, comparés à la moyenne des rendements au sein de l'Union Européenne, et variant peu durant les années (Figure 5.1). Les proportions de superficies couvertes en blé dans ces zones par rapport à la surface agricole utilisée varient également très peu (Tableau 6.1). Sur la période 2000-2009, les surfaces couvertes en blé dans chacun des NUTS2 n'excédèrent pas 30% de la surface agricole totale du NUTS2. Le NUTS2 présentant un faible pourcentage de superficies de blé et de faibles rendements est le BE34 (Province du Luxembourg). A cause de la faible représentativité du blé dans ce NUTS2, celui-ci ne sera par conséquent pas pris en compte dans l'élaboration des modèles d'estimation.

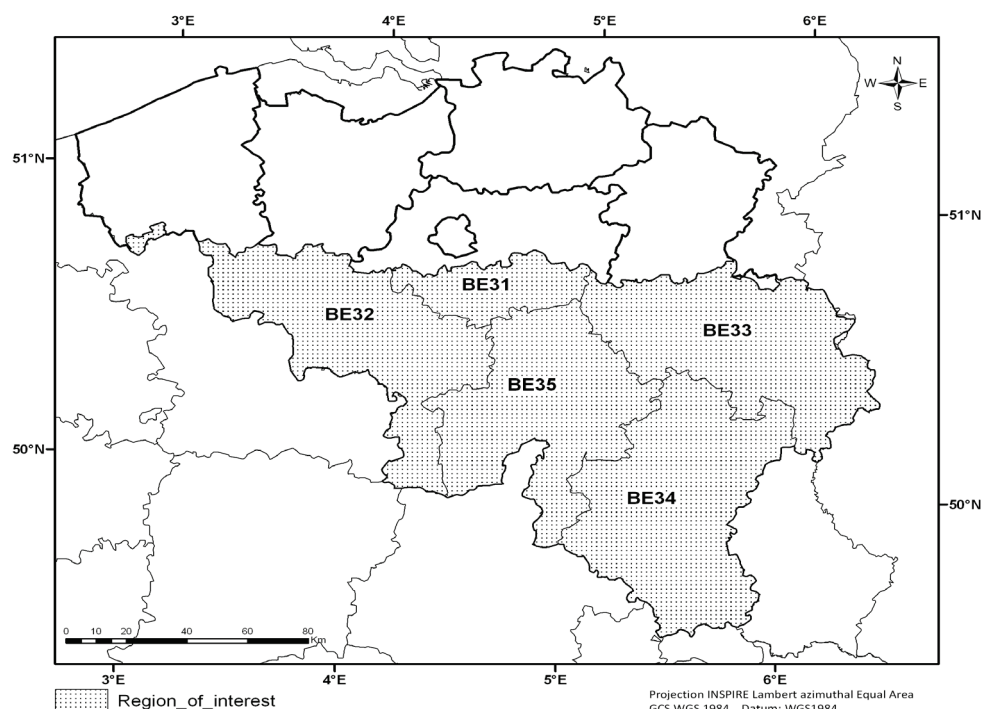


Figure 6.1: Carte des NUTS2 de la Région Wallonne

Tableau 6.1: Superficies en blé d'hiver pour chaque NUTS2 d'intérêt sur la période 2000-2009 (Source : Eurostat)

	BE31		BE32		BE33		BE34		BE35	
	UAA (1000 ha)	WwA (1000 ha)	UAA (1000 ha)	WwA (1000 ha)	UAA (1000 ha)	WwA (1000 ha)	UAA (1000 ha)	WwA (1000 ha)	UAA (1000 ha)	WwA (1000 ha)
2000	66.8	21.7	222.3	53.3	158.5	23.9	145.5	5.7	163.7	34.5
2001	63.5	20.3	221	47.2	158.9	23.5	146.8	5	164.5	32.3
2002	63.8	21.1	221.6	52.1	159.7	23.5	146.4	5.4	165.1	32.7
2003	64	20.8	222.2	51.3	160.1	24	148	4.9	165	34.3
2004	64	22	221.9	54.4	159.9	24.6	148.2	5.4	165.7	34.8
2005	63.5	21.4	220.6	54.1	159.2	25.1	147.5	5.2	164.8	34.6
2006	63.1	21.2	220.4	53.9	159.9	24.7	149.7	5.2	163.7	33
2007	64.5	20.8	218.2	54	159.4	24.8	145.6	5	160.2	32.6
2008	65.3	22.4	219	57.5	160	27.5	145.3	6.2	160.3	35.6
2009	64.3	20.9	218	54.5	158.6	25.6	145	5.6	158.8	33.6

UAA: utilized agricultural area. WwA: area in winter wheat

6.2.2 Données

Cette étude se base sur les séries temporelles de GAI issues des instruments Terra et Aqua du satellite MODIS. La période de couverture s'étale de 2000 à 2009. Les superficies affectées à la culture de blé de ces régions sont déterminées sur base de données historiques disponibles de la base de données SIGEC (Système Intégré de Gestion et de Contrôle). La méthodologie d'extraction des séries temporelles de GAI des images MODIS est détaillée dans Duveiller et al. (2011a). L'exploitation des séries temporelles de GAI pour le calcul des metrics des courbes de sénescence passe par le filtrage des séries temporelles inadéquates. Les différents critères appliqués dans le cadre de notre étude sont les suivants :

- la valeur maximum du GAI déduite du CSDM supérieure à 3.5,
- la date du maximum de GAI comprise entre 120 et 180,
- le RRMSE entre les observations et l'interpolation temporelle par le CSDM inférieure à 15%,

- le GAI avant le début du printemps < 1.5 ,
- le GAI après la récolte < 1.0 .

Ces critères sont les mêmes que ceux repris dans le chapitre précédent (section 5.2.4), à l'exception de la date du maximum de GAI (GAI_{max}). Dans ce chapitre, le critère adopté par rapport à cette date répond à l'objectif d'une prise en compte des zones où le GAI_{max} serait atteint plus tôt dans le cycle de culture. Comme le montre le tableau 6.2, l'application de ces nouveaux critères entraîne une réduction drastique des points utilisables. Le pourcentage des profils pouvant être utilisé dans cette approche pour la totalité des NUTS2 varie entre 11 et 57%, avec des taux n'excédant pas les 20% dans 3/5 des années de la période d'étude (Tableau 6.2). Les proportions par NUTS2 des profils satisfaisant aux critères sus-énoncés sont représentées en figure 6.2.

Tableau 6.2 : Répartition par NUTS2 des profils temporeux MODIS sur la période 2000-2009

Les nombres entre crochets indiquent les profils satisfaisant aux critères énoncés à la section 6.2.2.

	BE31	BE32	BE33	BE34	BE35	Total	%
2000	956 [235]	1337 [207]	1006 [34]	25 [3]	1241 [43]	4565 [522]	11
2001	861 [153]	1212 [113]	993 [168]	24 [1]	1162 [176]	4252 [611]	14
2002	914 [533]	1252 [629]	1026 [605]	31 [18]	1206 [725]	4429 [2510]	57
2003	883 [336]	1234 [391]	947 [421]	28 [3]	1014 [341]	4106 [1492]	36
2004	1034 [372]	1443 [285]	1109 [379]	28 [7]	1262 [337]	4876 [1380]	28
2005	1037 [134]	1562 [193]	1066 [142]	36 [4]	1303 [311]	5004 [784]	16
2006	800 [95]	1202 [128]	711 [76]	42 [10]	1079 [142]	3834 [451]	12
2007	869 [85]	1449 [145]	991 [183]	32 [2]	1095 [138]	4436 [553]	12
2008	965 [161]	1572 [307]	1202 [445]	35 [13]	1278 [508]	5052 [1434]	28
2009	1090 [238]	2183 [154]	1746 [264]	502 [9]	2181 [312]	7702 [977]	13

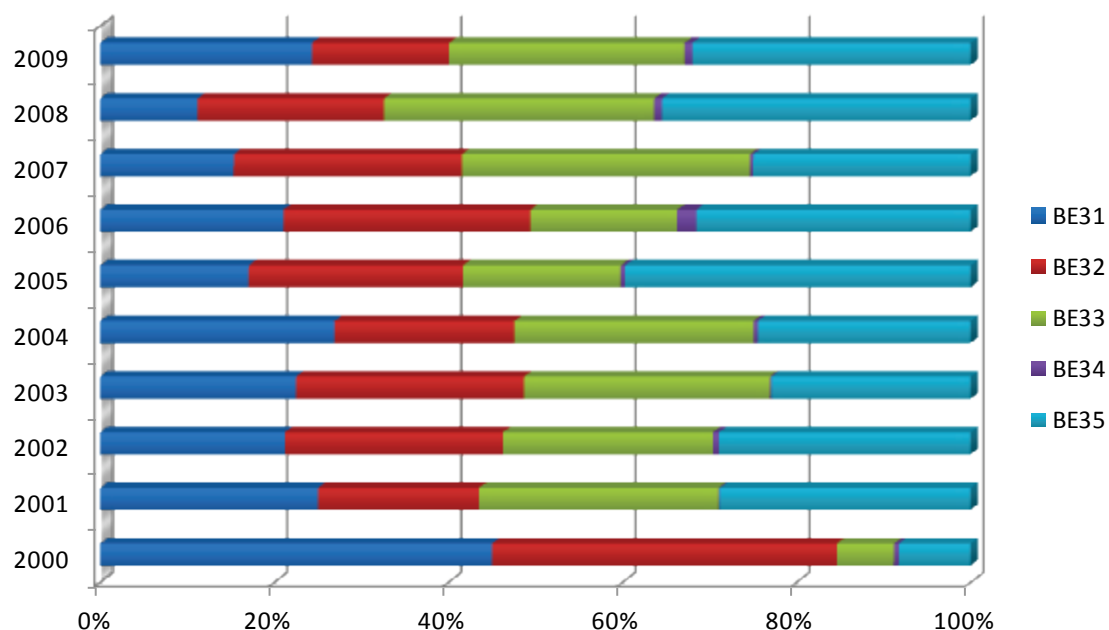


Figure 6.2: Proportion annuelle par NUTS2 des profils temporeux de MODIS satisfaisant aux critères énoncés dans la section 6.2.2

6.2.3 Evaluation du caractère prévisionnel de l'approche

En Belgique, en moyenne la récolte du blé d'hiver est effectuée entre la première et la deuxième décade du mois d'août¹³. L'évaluation du caractère prévisionnel de l'approche se basera sur l'estimation du rendement à deux dates différentes de l'année : à E1 DoY (*day of year*) 181 et à E2 DoY 200. Le calcul des metrics des phases de décroissance de GAI reflétera par conséquent la disponibilité des données à ces dates.

6.2.4 Calcul des metrics de la courbe de décroissance

La phase végétative d'intérêt est la phase de sénescence et est exprimée à travers la décroissance du GAI. La fonction logistique (Eq. 5.2) est utilisée pour sa modélisation. La valeur maximum du GAI (GAI_{max}) est déterminée pour chaque profil et les autres metrics k et m , exprimant respectivement le taux de décroissance et la durée mise pour atteindre 50% de sa surface verte en phase descendante, sont dérivés de la fonction logistique utilisée. Les données météorologiques journalières servant au calcul du temps thermique sur toute la

¹³ http://b-cgms.cra.wallonie.be/en/Crop_Monitoring/calendar/default.aspx

période d'étude sont issues du *MARS Crop Yield Forecasting System* (MCYFS) et ré-agrégées sur des grilles de 10 x 10 km dans le cadre du projet GLOBAM.

6.2.5 Agrégation des valeurs des metrics à l'échelle des NUTS2

L'agrégation des valeurs des metrics m , k et GAI_{max} à l'échelle des NUTS2 est faite par calcul de la valeur moyenne de chaque metric, en pondérant par le pourcentage de pureté du pixel considéré. La pondération par le pourcentage de pureté du pixel se justifie par la prise en compte de l'importance relative du blé pour l'agrégation à l'échelle du NUTS2. Des pixels dont la pureté correspondrait à 100% à la réflectance du blé verront leurs metrics comptant plus que ceux ayant un pourcentage de pureté moins élevé. La sélection des metrics pour l'agrégation se base sur les critères suivants :

- Premièrement, à partir d'informations relatives à la phénologie de la culture du blé dans la zone d'étude, les valeurs du metric m sont fixées comme ne pouvant excéder un certain seuil. Dans notre étude, ce seuil est pris comme étant égal à la valeur du paramètre TSUM2 (temps thermique de la floraison à la maturité) dérivé de la base de données agronomiques pour la culture de blé du modèle de culture WOFOST (version 7.1.3, Diepen et al., 1989; Boogaard et al., 2011). Cette valeur est égale à 1000 °C.j.
- Deuxièmement, la vérification de la qualité des ajustements, effectuée par l'appréciation de deux indicateurs statistiques que sont la VAF (*variance accounted for*) et le RMSE (*root mean square error*). Les formules de calculs de ces deux indicateurs statistiques sont reprises dans le tableau 2.2. Au moins trois-quarts de la proportion de variance devra être expliquée par l'ajustement, pour des valeurs de RMSE correspondantes proches de zéro.

6.2.6 Modèles d'estimation du rendement

6.2.6.1 Modèles évalués

Le set de données pour l'élaboration des modèles par régression multilinéaire est constitué des valeurs moyennes des metrics m , k et GAI_{max} (prises comme variables explicatives) et les rendements officiels (variable à expliquer) des quatre NUTS2 pour toute la période 2000-2009. Les rendements officiels correspondent aux données EUROSTAT de la zone d'étude.

Les indicateurs statistiques tels que le critère d'information d'Akaike (AIC), le R^2 ajusté (R^2_{aj}), le RMSE et le *relative RMSE* (RRMSE) sont pris en compte dans l'évaluation de la qualité et des performances des différents modèles. Leurs formules de calcul sont indiquées dans le tableau 2.2 (voir Chapitre 2).

6.2.6.2 Etude de la colinéarité entre les paramètres des modèles

Différents traits sont révélateurs de problèmes de colinéarité dans un modèle de régression multiple. Confais and Le Guen, (2006) distinguent notamment de grandes corrélations entre les paramètres du modèle, des coefficients non significatifs alors que le test global d'analyse de variance sur tous les coefficients est significatif, ou un coefficient de signe opposé à celui auquel on s'attendait. L'analyse de la colinéarité entre les paramètres du modèle se fera dans notre étude à travers l'indice VIF (*variance inflation factor*). Pour chaque paramètre X_i , $VIF_i = 1/(1 - R^2_i)$ où R^2_i est le coefficient de corrélation multiple de la régression avec constante de X_i sur les $(p-1)$ autres paramètres. Des valeurs de VIF supérieures à 10 révèlent des problèmes de colinéarité entre les paramètres du modèle (Confais and Le Guen, 2006).

6.2.6.3 Validation des modèles d'estimation du rendement

Comme effectué dans le chapitre 5, la phase de validation des différents modèles est réalisée à travers une méthode de bootstrap. Un exemple du programme utilisé pour le bootstrap est donné en Annexe F. Les traitements statistiques relatifs aux ajustements de fonctions et à la modélisation sont réalisés avec les procédures Proc NLIN et Proc GENMOD du logiciel SAS (version 9.1.3 pack 2; SAS Institute Inc., Cary, NC).

6.3 Résultats

6.3.1 Qualité des ajustements des profils GAI

La vérification de la qualité des ajustements des profils de GAI à travers les VAF et les RMSE montre d'une manière générale que la fonction logistique choisie décrit bien la phase de décroissance des différents profils de GAI. Ce qui confirme l'une des conclusions d'une étude précédente (Kouadio et al., 2012). Les moyennes de VAF aux deux dates d'estimation E1 et E2 sont respectivement de 89 et 91 %. Les RMSE moyennes obtenues sont de 0.4 et 0.3 m²/m² pour E1 et E2, respectivement.

6.3.2 Durée de la surface verte (exprimée à travers le metric m) sur la zone d'étude

Les figures 6.3 et 6.4 montrent les répartitions des valeurs du metric m par an sur la zone d'étude pour la période 2000-2009. Les intervalles de variations de m montrent que ses valeurs sont parfois faibles (< 200 °C.j) pour certains pixels. Ces pixels correspondent à des zones où une chute brusque de la valeur de GAI est enregistrée juste après le GAI_{max}. Par exemple, une valeur de m de 17 °C.j pour un pixel signifierait que la culture aurait mis moins de 3 jours pour atteindre la moitié de sa valeur maximale de GAI durant sa phase de sénescence. Ce qui paraît peu probable. De plus, étant donné la proximité des ces pixels à d'autres où la valeur du metric m est plus élevée et reflétant plus les conditions de culture, ces valeurs de m peuvent dès lors être considérées comme aberrantes. Par conséquent, les pixels ayant des valeurs de $m < 200$ °C.j ne seront pas pris en compte dans le processus d'agrégation à l'échelle du NUTS2.

On constate également que l'année 2001 présente la plus mauvaise distribution spatiale des pixels pris en compte pour les deux cas de figures. Les pixels se répartissent principalement au sein d'un même NUTS2 (i.e. BE32) dans le cas de la figure 6.3, et au sein de deux NUTS2 (i.e. BE31 et BE32) dans la figure 6.4. Par conséquent, l'année 2001 ne sera pas prise en compte dans l'élaboration des modèles.

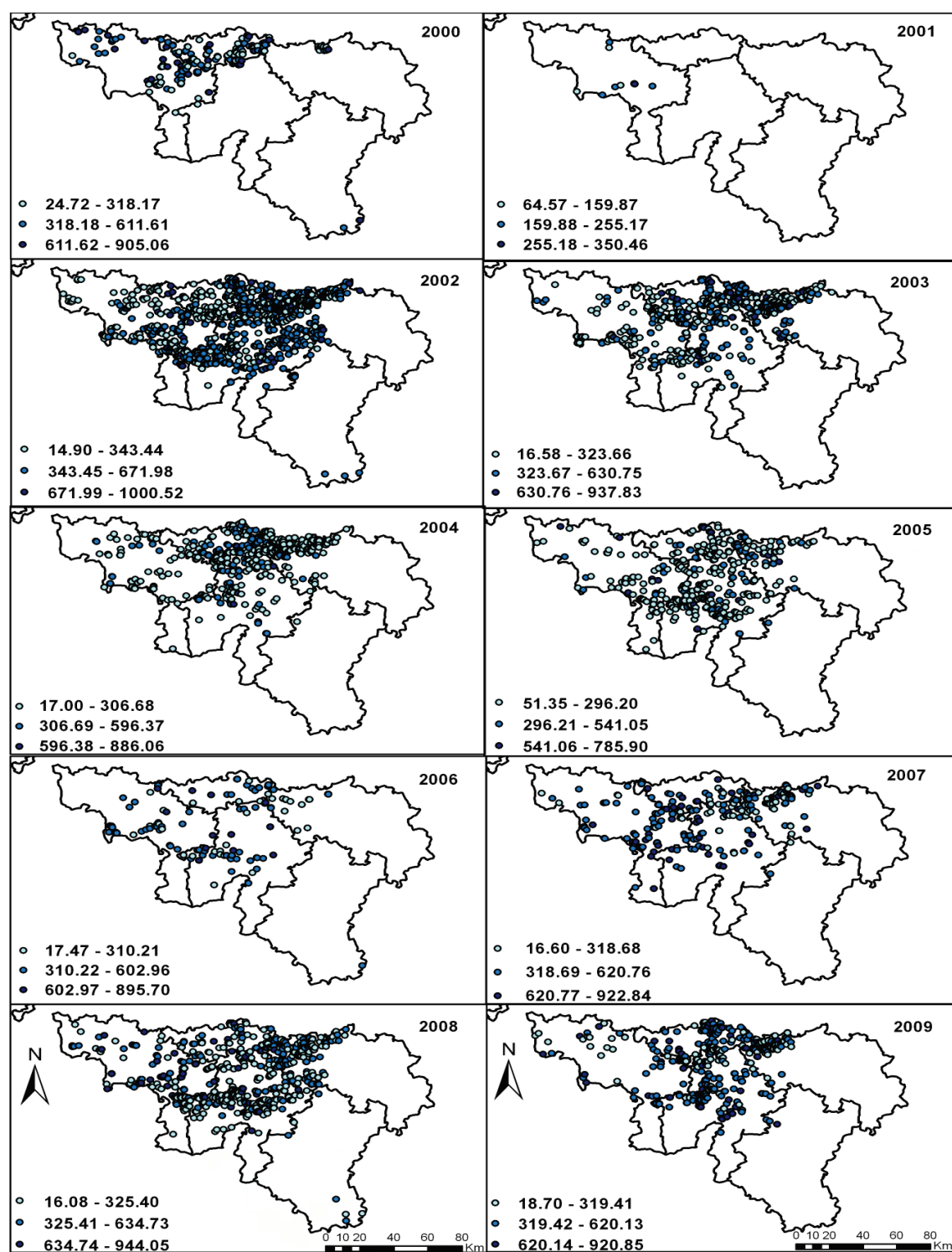


Figure 6.3 : Valeurs de m (en $^{\circ}\text{C.j}$) par an et par pixel (Estimation à E1)

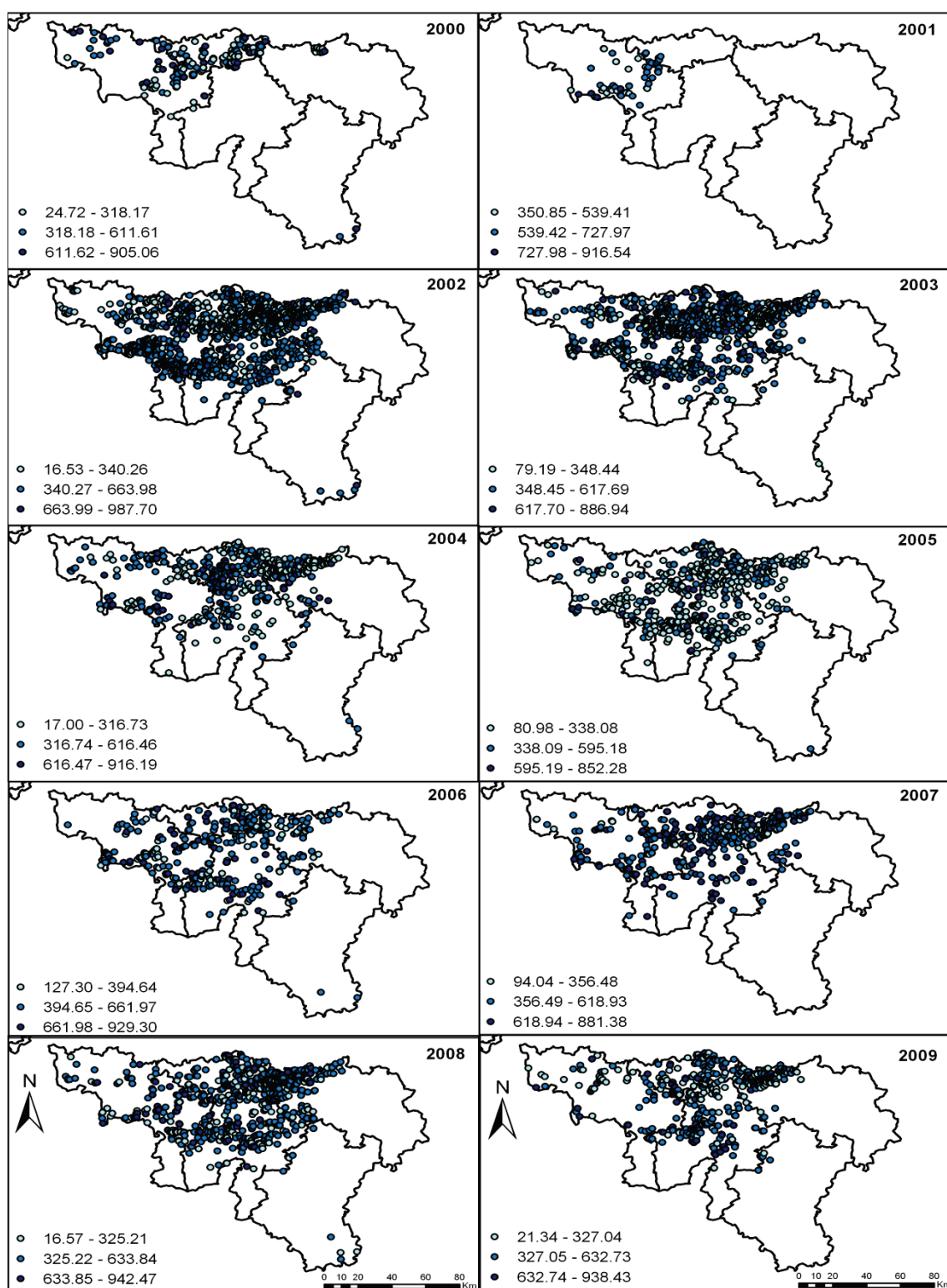


Figure 6.4 : Valeurs de m (en $^{\circ}\text{C.j}$) par an et par pixel (Estimation à E2)

6.3.3 Modèles d'estimation du rendement

6.3.3.1 Estimation du rendement à E1 (DoY 181) et à E2 (DoY 200)

Les valeurs moyennes des metrics (m , k et GAI_{max}) au niveau du NUTS2 sont utilisées pour l'établissement des modèles. Le tableau 6.3 reprend les caractéristiques de ces modèles, obtenus par régression multilinéaire. D'une manière générale, les quatre modèles sont quasi-similaires, quelle que soit la date d'estimation considérée. Les valeurs de RMSE varient entre 0.42 et 0.43 t.ha⁻¹ pour des erreurs relatives de l'ordre de 5%. Les valeurs de R^2 quant à elles varient entre 0.32 et 0.36. La comparaison des modèles basée sur le R^2_{aj} montre que les modèles Mod1 et Mod3 reflètent les mêmes caractéristiques. La prise en compte de tous les metrics (i.e. Mod4) n'améliore pas les estimations en termes d'erreur produite (égalité des RMSE de Mod1, Mod3 et Mod4). Bien que les variabilités du rendement expliquées par les metrics soient faibles, les modèles obtenus sont toutefois statistiquement très significatifs ($P < 0.001$). L'obtention de résultats similaires aux deux dates d'estimations révélerait ainsi que la prise en compte de nouvelles données de GAI durant ces dates n'influencerait pas significativement les valeurs moyennes des metrics au niveau des NUTS2.

Tableau 6.3: Caractéristiques des modèles d'estimation du rendement

	E1 (DoY 181)				E2 (DoY 200)			
	Mod1	Mod2	Mod3	Mod4	Mod1	Mod2	Mod3	Mod4
Paramètres du modèle	m, GAI_{max}	k, GAI_{max}	m, k	m, k, GAI_{max}	m, GAI_{max}	k, GAI_{max}	m, k	m, k, GAI_{max}
R^2	0.35	0.32	0.35	0.36	0.35	0.32	0.35	0.36
R^2_{aj}	0.33	0.30	0.33	0.34	0.33	0.30	0.33	0.34
RMSE (t.ha ⁻¹)	0.42	0.43	0.42	0.42	0.42	0.43	0.42	0.42
P^a	***	***	***	***	***	***	***	***
RRMSE (%)	5	5	5	5	5	5	5	5
AIC	53.2	54.5	53.0	54.7	53.2	54.5	52.9	54.6

^a Niveau de significativité : *** : $P < 0.001$

6.3.3.2 Seuil de pureté des pixels et choix des profils temporels adéquats

Le seuil minimum de pureté des pixels MODIS dans cette étude est de 75%. Les modèles trouvés en utilisant ce set de données fournissent des RMSE variant entre 0.42 et 0.44 t.ha⁻¹ (Tableaux 6.3). Le seuil minimum de pureté des pixels considéré dans l'agrégation des valeurs de metrics à l'échelle des NUTS2 aurait-il une influence sur la qualité des ajustements ?

Dans la suite de l'analyse, un seuil minimum de 90% de pureté du pixel est utilisé comme critère de choix des profils dont les metrics pouvaient être utilisés pour l'agrégation à l'échelle du NUTS2. Une comparaison du nombre de pixels en fonction du seuil minimum de pureté considéré (Figure 6.5) montre que celui-ci est réduit pour presque au tiers en moyenne quand un seuil de 90% est fixé.

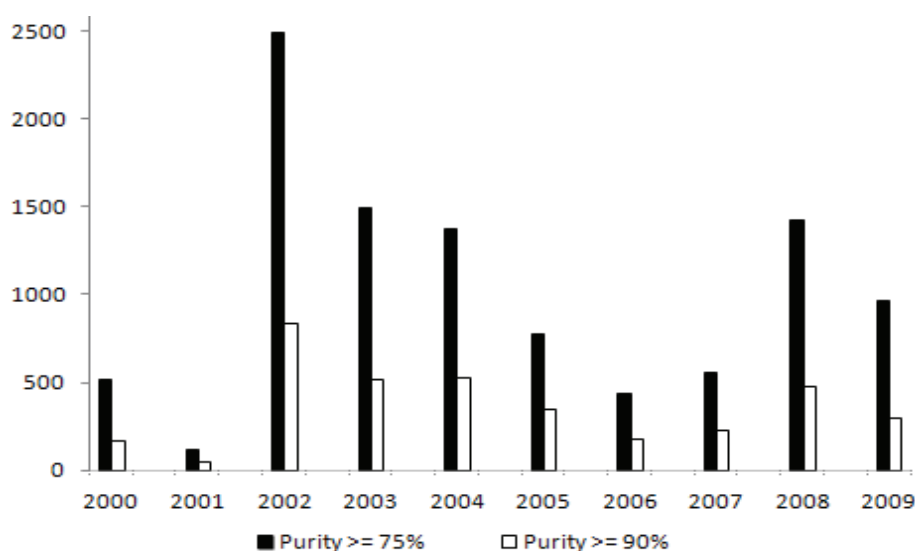


Figure 6.5: Nombre total des pixels selon les seuils de pureté considérés aux dates E1 (DoY 181) et E2 (DoY 200)

De nouveaux modèles sont par la suite élaborés sur base de ces nouvelles valeurs moyennes de metrics par NUTS2 et évalués comme précédemment.

Un seuil de pureté des pixels de 90% défini comme critère pour l'agrégation influencerait positivement la qualité des modèles d'estimation du rendement en termes de coefficients de

corrélation et de valeurs de AIC (Tableau 6.4) : les valeurs de AIC diminuent et sont comprises entre 46 et 49 selon les deux dates d'estimation. Plus cette valeur est faible, meilleure est la qualité de la régression. De même, la proportion de variabilité expliquée par les modèles sur cette base d'analyse avoisine les 50%. Par contre les erreurs d'estimation restent pratiquement similaires (RMSE variant entre 0.42 et 0.44 t.ha⁻¹), comparativement à celles obtenues avec le critère pour l'agrégation de 75% de pureté (Tableau 6.3).

Tableau 6.4: Caractéristiques des modèles évalués pour des seuils de pureté supérieurs ou égaux à 90%

	E1				E2			
	Mod1	Mod2	Mod3	Mod4	Mod1	Mod2	Mod3	Mod4
Paramètres du modèle	m, GAI_{max}	k, GAI_{max}	m, k	m, k, GAI_{max}	m, GAI_{max}	k, GAI_{max}	m, k	m, k, GAI_{max}
R²	0.48	0.46	0.49	0.49	0.47	0.47	0.48	0.49
R² aj	0.47	0.44	0.47	0.47	0.46	0.46	0.47	0.47
RMSE (t.ha⁻¹)	0.42	0.44	0.43	0.43	0.42	0.44	0.43	0.43
RRMSE (%)	5	5	5	5	5	5	5	5
AIC	46.8	48.2	46.6	48.6	47.3	47.4	46.5	48.4

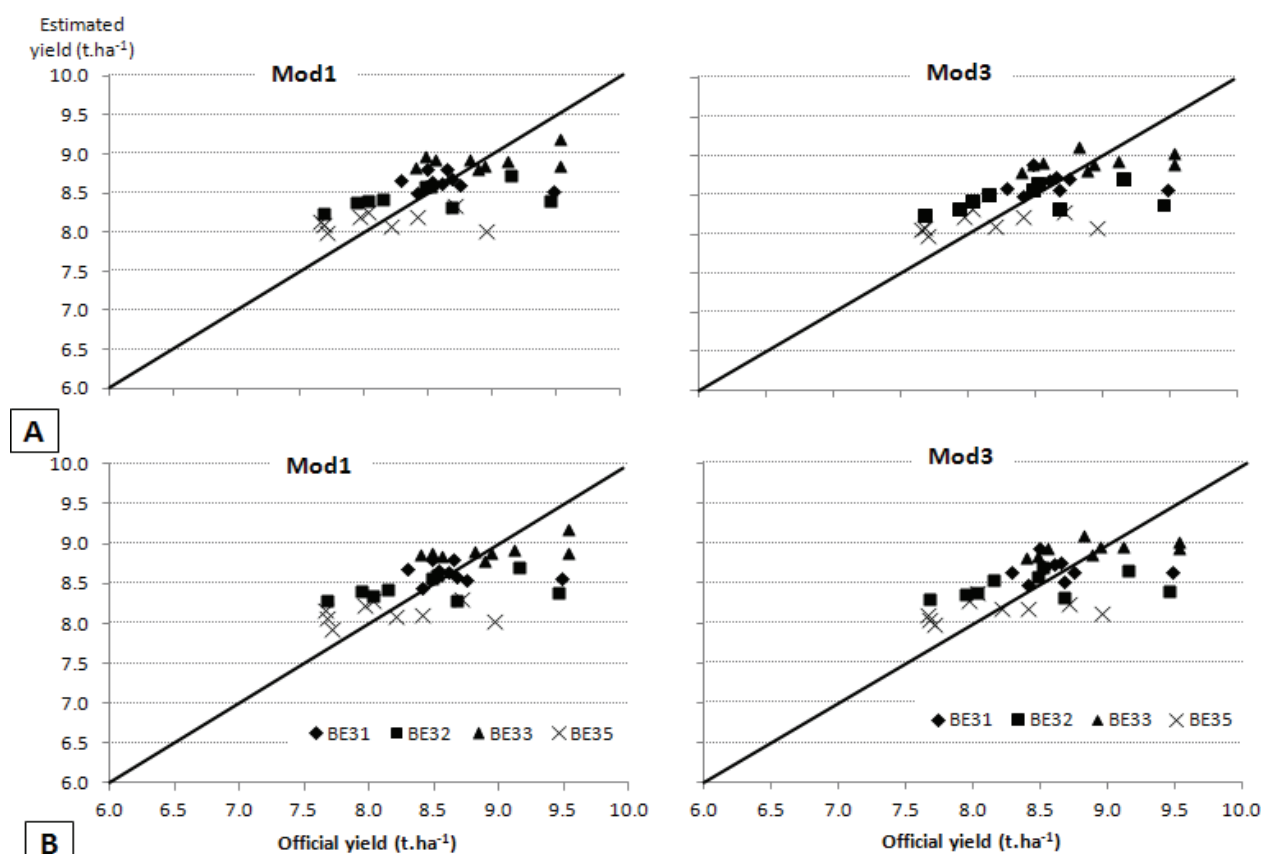
6.3.3.3 Analyse de la colinéarité entre les paramètres des modèles

Les valeurs de VIF des paramètres des modèles évalués aux deux dates d'estimation (dans le cas de figure énoncées en section 6.3.3.2) sont reprises dans le tableau 6.5. Ces valeurs sont toutes inférieures à 10. Il n'existe par conséquent aucun problème de colinéarité entre les différents paramètres des modèles évalués.

Tableau 6.5: Valeurs des facteurs d'inflation de variance pour chaque modèle

VIF (1), VIF (2) : VIF des paramètres des modèles évalués à la date E1 et E2, respectivement

	Paramètre	VIF (1)	VIF (2)
Mod1	m	1.10	1.18
	GAI_{max}	1.10	1.18
Mod2	k	1.01	1.08
	GAI_{max}	1.01	1.08
Mod3	m	1.24	1.32
	k	1.24	1.32
Mod4	m	1.34	1.45
	k	1.24	1.34
	GAI_{max}	1.10	1.19

**Figure 6.6 :** Comparaison entre les rendements officiels et les rendements estimés pour l'ensemble des NUTS2**A.** Estimation à la date DoY 181. **B.** Estimation à la date DoY 200.

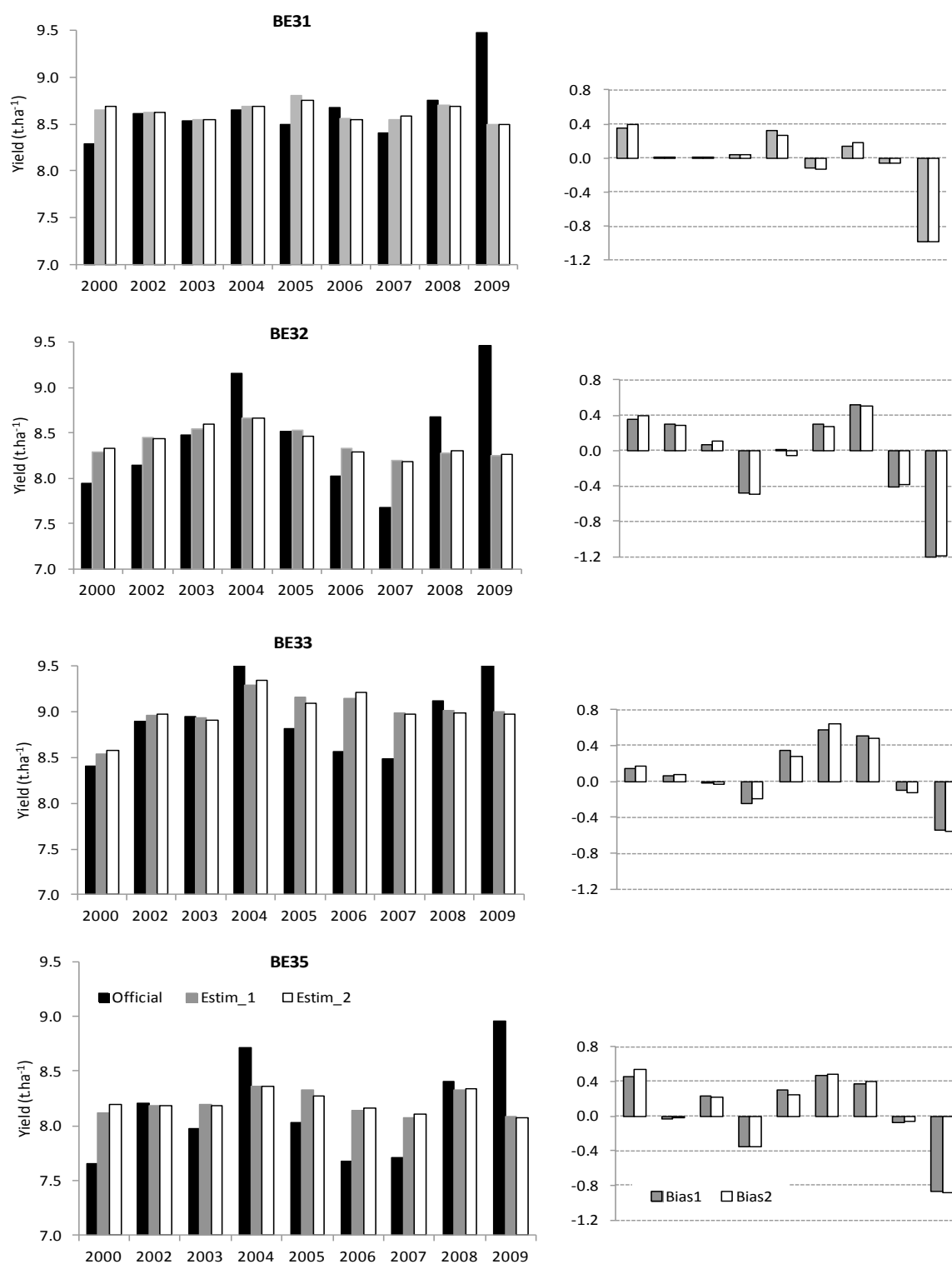


Figure 6.7 : Comparaison entre les rendements officiels et les rendements estimés par les modèles Mod1 (Estim_1) et Mod3 (Estim_2) à la date E1 (DoY 181)

$$\text{Bias} = \text{Estimated Yield} - \text{Official Yield}$$

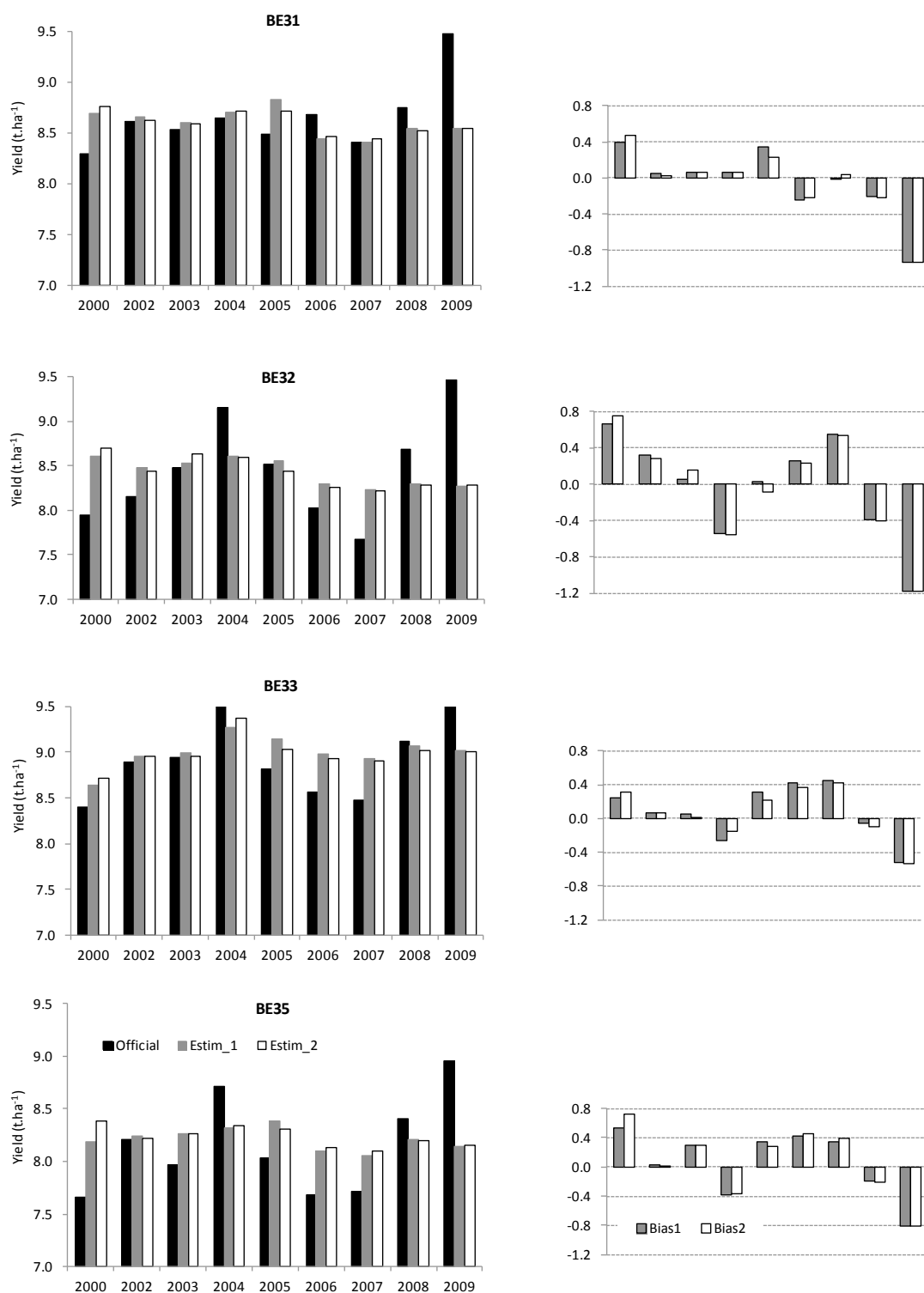


Figure 6.8 : Comparaison entre les rendements officiels et les rendements estimés par les modèles Mod1 (Estim_1) et Mod3 (Estim_2) à la date E2 (DoY 200)

$$\text{Bias} = \text{Estimated Yield} - \text{Official Yield}$$

6.3.3.4 Validation des modèles d'estimation du rendement

La validation est effectuée sur les modèles du tableau 6.5 (prise en compte du seuil de pureté supérieur ou égal à 90%) à travers un bootstrap. Le set initial de données est de 36 (9 années x 4 NUTS2) ; la taille de l'échantillon obtenu après bootstrap est quant à lui de 20250. Le tableau 6.7 donne une synthèse des résultats obtenus. Les erreurs absolues moyennes (MAE) sont comprises entre 0.43 et 0.59 t.ha⁻¹ et entre 0.46 et 0.56 t.ha⁻¹, respectivement aux dates E1 et E2. Les valeurs de RMSE sont quasi-similaires pour les quatre modèles évalués aux deux dates d'estimation. Elles sont de l'ordre de 0.39 à 0.41 t.ha⁻¹.

Tableau 6.6: RMSE et MAE obtenues après bootstrap

	Modèle	RMSE (t.ha ⁻¹)	MAE (t.ha ⁻¹)
E1 (DoY 181)	Mod1	0.40	0.50
	Mod2	0.41	0.59
	Mod3	0.40	0.46
	Mod4	0.39	0.43
E2 (DoY 200)	Mod1	0.39	0.53
	Mod2	0.41	0.56
	Mod3	0.40	0.53
	Mod4	0.39	0.46

La taille de l'échantillon obtenu par bootstrap est de 20250 (taille du set initial égale à 36).

En combinant les analyses des tableaux 6.4 et 6.6, le choix de modèles d'estimation se porterait sur les modèles Mod1 et Mod3, impliquant la durée de la surface verte de la plante et soit le GAI_{max} (Mod1), soit le taux de sénescence (Mod3). Une représentation graphique des valeurs de rendements estimés par ces modèles en fonction des rendements observés est donnée en figure 6.6 pour l'ensemble des NUTS2 sur la période d'étude. La distribution des rendements estimés autour de la droite $y = x$ n'est pas très uniforme pour les différents cas présentés, révélant des problèmes de surestimations ou de sous-estimations des rendements avec les modèles trouvés. Une représentation plus détaillée à l'échelle de chaque NUTS2

confirme bien cette hypothèse (Figures 6.7 et 6.8). D'une manière générale aux deux dates d'estimation, ces graphiques révèlent que les modèles trouvés surestiment, dans des proportions variant entre 0.1 et 0.5 t.ha⁻¹ de biais commis en moyenne, les rendements de blé. Ils sont par contre sous-estimés pour l'ensemble des NUTS2 pour l'année 2009, et en 2004 pour les NUTS BE32, BE33 et BE35. Une comparaison graphique entre les rendements estimés des modèles élaborés sur base de pixels ayant un seuil de pureté supérieur ou égale à 75% (section 6.3.3.1) et les rendements officiels est fournie en Annexe G. Cette comparaison graphique révèle l'importance du biais commis dans l'estimation du rendement de l'année 2009 pour l'ensemble des NUTS2. Le seuil minimum de pureté des pixels retenus pour le calcul des metrics influence positivement les R² des modèles trouvés sans pour autant faire varier significativement les RMSE. Un aspect important à considérer dans l'interprétation de tels résultats serait la proportion d'erreur pouvant être commise sur les rendements officiels. Les rendements officiels sont issus des statistiques EUROSTAT, organisme qui centralise les statistiques provenant des Etats membres de la CE. La qualité de telles données n'est pas toujours aisée à évaluer puisque les données proviennent de diverses sources. Le manque de données complètes limite très souvent la validation de ces données (http://epp.eurostat.ec.europa.eu/cache/ITY_SDDS/EN/apro_cpb_esms.htm). Etant donné le nombre d'observations dans cette étude (neuf années de données MODIS GAI sur 4 NUTS2), le choix des modèles et l'interprétation des résultats obtenus mériteraient d'être faits avec précaution et confirmés à travers un jeu de données plus large dans d'autres études.

6.4 Discussion et conclusion

L'objectif de cette étude est d'approfondir la question de l'élaboration de modèles d'estimation du rendement de blé à partir de sa phase de décroissance (exprimée à travers les profils temporels de GAI tirés des données MODIS). Les modèles élaborés (à partir d'un jeu de données de 9 années sur 4 NUTS2 de la Région Wallonne) permettent d'expliquer la variabilité du rendement du blé à l'échelle de ces NUTS dans des proportions allant de 46 à 50 % et des valeurs de RMSE de l'ordre de 0.42 à 0.44 t.ha⁻¹. Cette étude a montré également que les erreurs effectuées pour des estimations du rendement final, à travers la SenAFY, à un mois des périodes officielles de récoltes étaient quasi-similaires à celles commises aux

périodes de récolte. Deux dates d'estimation du rendement (DoY 181 et DoY 200) ont en effet été définies pour l'élaboration des modèles. Les performances des modèles obtenus à partir de ces deux dates variaient très peu en termes d'erreurs de prédictions pouvant être faites. La disponibilité des informations à la date DoY 181 permettrait une prévision du rendement final avec des RMSE de l'ordre de 0.42 à 0.44 t.ha⁻¹ (Tableau 6.4) sur un set de données de 9 années de MODIS de la région Wallonne de Belgique. L'un des points qui rend cette démarche prometteuse est la comparaison des sorties à l'existant pour cette zone d'étude. En effet, les résultats obtenus dans le cadre des prévisions de rendements de blé à l'échelle des NUTS2 avec CGMS recalibré (recalibration effectuée avec des données de terrain sur les dates de floraison et de maturation sur une période de 16 ans, 1992-2007) ont montré que les RMSE obtenus étaient de l'ordre de 0.63 t.ha⁻¹, avec une erreur de précision d'environ 7% (Djaby et al., 2009). Il faut toutefois souligner que dans notre analyse, pour certaines années les rendements estimés par les modèles développés différaient largement des rendements officiels (biais de l'ordre de 0.8 à 1.2 t.ha⁻¹, Figures 6.7 et 6.8). Ces biais importants montrent qu'à cette étape des analyses, il demeure encore difficile d'évaluer les performances globales d'une telle approche puisque la disponibilité des données MODIS ne permettrait pas de définir réellement une année "normale" reflétant des conditions optimum de culture. Dans la mesure où les sorties de CGMS ne sont utilisées que comme des indicateurs du rendement (Oger et al., 2000; Supit, 2000), les metrics dérivés de notre approche pourraient également être considérés comme des indicateurs (Duveiller et al., 2010) qui, combinés à d'autres indicateurs, pourraient permettre l'amélioration des prévisions des rendements. L'une des difficultés dans la prévision des rendements est évidemment l'incertitude qui pèse sur la connaissance des conditions météorologiques futures et dont l'impact ne peut être déterminé a priori. Néanmoins, à travers des simulations et sur base d'approches telles que celle développée dans notre étude, on peut étudier les probabilités de variations du rendement dans le cas de phénomènes affectant la sénescence de la plante. La démarche adoptée dans ce chapitre constitue une première approche méthodologique dans l'estimation / la prévision des rendements du blé en conditions opérationnelles sur base de la phase de sénescence de la plante sur un jeu de données MODIS de 10 années. Avec une plus grande disponibilité des données satellitaires utilisées, cette approche pourrait bien être améliorée et servir de base pour des estimations ou des prévisions de rendements à des

échelles régionales car flexible et adaptable à d'autres régions agricoles et d'autres types de cultures (selon l'importance de celles-ci dans la zone d'étude) à travers les critères utilisés.

Pour la mise en place d'une telle démarche il est très important d'être rigoureux et de réduire autant que possible les sources d'erreurs en se basant sur des données fiables et en définissant des critères qui rapprochent des conditions optimales d'études. De ce fait, plusieurs critères ont été pris en compte, allant du choix des profils temporels adéquats aux différents inputs utilisés pour l'élaboration des modèles. Le choix des profils temporels adéquats répondait à des critères liés à la culture du blé dans la zone d'étude, notamment la durée du cycle cultural et la phénologie. Les différents ajustements de fonctions utilisées pour modéliser la phase de sénescence ont montré que pour certains pixels, les valeurs des metrics obtenus ne reflétaient pas toujours les conditions de culture. Un aspect qui met en relief la difficulté résidant dans l'utilisation des données de télédétection pour de telles applications et également la nécessité de recherches futures dans ce domaine afin de les rendre plus appropriées à de tels objectifs.

**TROISIEME PARTIE : DISCUSSIONS GENERALES, CONCLUSIONS ET
PERSPECTIVES**

Chapitre 7 : Discussions générales, conclusions et perspectives

La prévision des rendements de culture à des échelles régionales implique l'acquisition d'informations fiables à ces échelles qui traduisent l'état actuel de la plante et cela, à des fréquences temporelles permettant leur exploitation optimale. Dans cette recherche notre objectif a consisté à établir une approche basée sur la phase de sénescence de la surface foliaire pour l'estimation / la prévision des rendements du blé d'hiver dans un cadre opérationnel.

La revue bibliographique (chapitre 1) a montré que la télédétection, avec les avancées scientifiques et technologiques actuelles, s'avère être un outil intéressant permettant le suivi de la végétation à des échelles aussi bien parcellaires que régionales, et à des fréquences temporelles intéressantes pour l'agriculture. Ce chapitre a ainsi rappelé l'existence de plusieurs indices de végétation dérivés des informations satellitaires, parmi lesquels le LAI apparaissait comme étant très utilisé dans le suivi de la végétation. Quelques exemples d'application de données de télédétection dans des systèmes opérationnels ont par la suite été mentionnés. Dans ces systèmes opérationnels, les informations sur les variables biophysiques extraites des données satellitaires sont utilisées soit combinées à d'autres indicateurs ou assimilées dans des modèles de culture pour la prévision des rendements. Le nombre de paramètres dans ces modèles et leur difficile calibration à des échelles régionales constituent très souvent des limites à leur utilisation efficiente à ces échelles. De plus, la prise en compte de la phase de sénescence dans ces systèmes de prévisions de rendement à travers les formalismes inclus dans les modèles de culture utilisés, ne traduisait pas toujours les conditions réelles de production.

Dans le chapitre 2 une description succincte de notre approche, la *Senescence-based Approach For Yield estimates* (SenAFY) a été ensuite faite. La sénescence chez la culture de blé constitue une phase essentielle dans la détermination du rendement. Le premier volet de ce chapitre, par le rappel des formalismes sur la sénescence dans quelques modèles de culture, a montré que ceux-ci différaient selon les modèles et qu'ils se basaient sur des analogies connues ou sur la simplification de formalisations plus complexes. Les caractéristiques de la sénescence prises en tant que telles dans un cadre formel de prévisions de rendement à une échelle régionale n'avait jusque-là, à notre connaissance, pas fait l'objet d'études publiées.

Dans le second volet du chapitre 2, les objectifs furent de déterminer quelle variable biophysique extraite des informations satellitaires pouvait être utilisée dans notre étude, et ensuite de définir quelles fonctions pouvaient être utilisées pour la modélisation de la courbe de chute de l'indice foliaire et le calcul des paramètres caractérisant cette phase de croissance du blé d'hiver. La sénescence chez le blé se caractérise par la perte de capacité photosynthétique des organes concernés. La productivité et la qualité du blé varient considérablement en fonction des conditions environnementales de culture (Wiegand and Cuellar, 1981; Wheeler et al., 1996; Porter and Gawith, 1999). Avant la floraison les conditions environnementales affectent la germination, le tallage et la floraison, influençant ainsi le nombre de grains. Après la floraison, celles-ci affectent principalement la taille des grains et leur composition. Sous conditions expérimentales contrôlées, l'impact de conditions telles que l'intensité lumineuse, la température, la disponibilité en eau, la fertilisation ou l'effet combiné entre la température, la fertilisation et l'eau, sur la vitesse et la durée de la phase de remplissage des grains et sur la taille et la composition de ceux-ci a été étudié (voir revue dans Dupont and Altenbach, 2003). L'activité photosynthétique de la plante étant essentielle dans l'élaboration du rendement, il apparaît dès lors plus opportun de se focaliser sur les organes photosynthétiquement actifs. Ce volet du chapitre 2 a montré que le GAI, qui peut se définir de façon similaire que le LAI, mais avec la particularité de prendre en compte l'ensemble des tissus de la plante photosynthétiquement actifs (feuilles, tiges et épis), était la variable d'intérêt la mieux indiquée. Deux fonctions, les fonctions Gompertz modifiée et logistique, ayant déjà été utilisées dans la caractérisation de la sénescence des dernières strates de feuilles de blé (Gooding et al., 2000) ont été choisies pour la modélisation de la courbe de décroissance du GAI.

Le chapitre 3 a consisté en l'application de la SenAFY à l'échelle de la parcelle. A partir des valeurs de GAI dérivées d'images hémisphériques, les fonctions Gompertz modifiée et logistique ont été utilisées pour caractériser la courbe de décroissance du GAI et pour calculer les metrics m et k indiquant respectivement la durée de la surface verte et le taux de sénescence. Ce chapitre a montré que les deux fonctions choisies caractérisaient bien la phase de décroissance de la variable d'intérêt à l'échelle de la parcelle. Les différentes proportions de variance expliquée étaient en moyenne de l'ordre de 92% et 93% pour la fonction Gompertz modifiée et la fonction logistique, respectivement. Les modèles de régression

élaborés à partir des metrics m , k et GAI_{max} (en considérant séparément les metrics m et k par fonction utilisée pour la caractérisation de la phase de décroissance) permettaient d'expliquer la variabilité du rendement d'environ 62% à 83%. Les RMSE obtenues variaient entre 0.36 et 0.54 t.ha⁻¹ pour l'ensemble des modèles. La comparaison des performances des modèles obtenus a montré que ceux associant les metrics m et k étaient statistiquement meilleurs. Mais à performances égales, les modèles incluant également comme variable explicative le GAI_{max} (qui exprime un potentiel de croissance) seront préférentiellement choisis pour une estimation du rendement. Le GAI_{max} étant une variable clé de l'analyse, une étude de sensibilité sur sa date de détermination a été effectuée. Cette étude a montré qu'un décalage de 4 jours avant ou après la date de détermination observée pouvait conduire à des erreurs d'estimations (i.e. RMSE) allant du simple au double dans certains cas. Bien que la valeur du GAI_{max} ait été considérée comme étant la même sur cette période et que l'analyse n'ait concerné que quelques sites (4 sites), ces variations d'erreurs d'estimation mettent en exergue la nécessité d'une connaissance plus exacte de la date de détermination de GAI_{max} et également d'une étude plus approfondie sur cette question.

Le chapitre 3 a également soulevé d'autres préoccupations. Des deux fonctions choisies pour modéliser la courbe de décroissance du GAI, aucune ne pouvait être clairement définie à ce stade comme étant la plus intéressante à prendre en compte dans l'application de l'approche à l'échelle régionale. Le choix d'une seule fonction pour le développement de l'approche à une échelle régionale devrait s'appuyer sur une base de données de terrain conséquente pour des analyses plus poussées ou alors sur un jeu de données simulées à ce propos.

L'un des objectifs du chapitre 4 fut d'apporter un élément de réponse à cette question. Tout en analysant l'influence que pouvait avoir différentes fréquences de mesures sur la qualité de modélisation de la phase de décroissance du GAI et les performances des modèles d'estimation du rendement pouvant être tirés, une comparaison des deux fonctions choisies est effectuée. Le jeu de données utilisées pour ce faire fut constitué de différentes combinaisons possibles de fréquences de mesures du GAI sur base de la disponibilité des mesures effectuées et utilisées dans le chapitre 3 précédent. Des analyses menées, il ressort que la fonction logistique apparaissait mieux indiquée pour l'application de la SenAFY à l'échelle régionale dans notre cas. Premièrement, en termes de proportion de variance expliquée par cette fonction dans la caractérisation de la phase de décroissance, et ensuite sur

base des modèles de régression obtenus. Globalement, les modèles élaborés à partir des metrics dérivés de la fonction logistique présentent des RMSE de l'ordre de 0.42 et 0.52 t.ha⁻¹ ; ceux obtenus des metrics tirés de la fonction Gompertz modifiée ayant des RMSE de l'ordre de 0.49 et 0.60 t.ha⁻¹. Ce chapitre a également mis en évidence un aspect très intéressant pour des recherches futures. En effet, la comparaison entre les différentes combinaisons de fréquence de mesures a montré que des fréquences de quatre à cinq mesures bien réparties durant la phase de décroissance permettaient d'aussi bonnes caractérisations et d'aussi bonnes estimations du rendement par modèles de régression que des fréquences de six voire sept mesures. Relevant ainsi le fait que dans des cas de perturbations d'acquisition des données durant la phase de décroissance ou alors dans un souci d'optimisation de procédure de collecte et de traitement des données, l'on pouvait aisément se limiter à un nombre total de quatre à cinq mesures dans cette approche d'estimation du rendement, selon des fréquences telles qu'établies dans l'étude (chapitre 4).

D'une façon plus générale, les chapitres 3 et 4 ont montré que la SenAFY pouvait bien être appliquée à l'échelle de la parcelle et qu'elle permettait de trouver des modèles d'estimations du rendement à des erreurs de précisions satisfaisantes. Dans leur étude sur l'estimation du rendement à partir du metric m de la fonction Gompertz modifiée, Martin et al. (2006) ont montré qu'au niveau des parcelles expérimentales du G.D. Luxembourg des coefficients de détermination de l'ordre de 0.80 pouvaient être obtenus. La SenAFY à l'échelle parcellaire, avec la particularité de prendre en compte toute la plante, rend ainsi le suivi de la phase de décroissance moins laborieuse qu'un suivi des trois dernières feuilles de blé tel qu'effectué dans l'étude sus-citée (Martin et al., 2006). Notre étude complète ainsi la précédente et la rend plus appropriée pour des échelles départementale ou régionale.

Bien que cette approche à l'échelle parcellaire soit relativement simple et applicable dans d'autres contextes, elle présente comme toute méthode empirique quelques limites qui méritent d'être soulignées. Premièrement la détermination du GAI. Autant que dans des suivis visuels de la décroissance de la surface (comme ceux de l'étude de Martin et al., 2006), la détermination du GAI dépend de l'appréciation de la classe « verte » faite par l'opérateur durant la phase de traitement des photographies hémisphériques par le logiciel de traitement (dans le cas de notre étude le logiciel CAN-EYE). Cette appréciation peut être subjective et mener à des surestimations ou sous-estimations des valeurs réelles de GAI. La mise en place

d'une méthode automatique de prétraitement ou de traitement des photographies hémisphériques serait utile pour les cas où les opérateurs différeraient. Cela réduirait ainsi les sources d'erreurs liées à l'appréciation des classes de végétation et permettrait de réduire le temps de traitement pour le cas d'un grand nombre de photographies hémisphériques. Une telle méthode d'automatisation a déjà fait l'objet d'une étude pour la culture de maïs (Duveiller and Defourny, 2010a). Elle pourrait également faire l'objet d'approfondissement pour la culture de blé.

Un autre élément qui pourrait apparaître comme une limite dans l'appréciation des résultats de l'application de la SenAFY à l'échelle parcellaire serait le nombre de saisons culturales pris en compte. La robustesse des modèles élaborés n'a pu être vérifiée que statistiquement. Soulignons tout de même qu'initialement deux saisons culturales étaient prévues pour le test de l'approche à l'échelle parcellaire. Les résultats des mesures effectuées durant la première saison culturale n'étaient pas assez concluants pour être exploités, notamment à cause de la différence entre les instruments de mesures (SunScan Canopy Analysis System type SS1 [Delta-T Devices Ltd, UK] lors de la première saison de collecte et photographies hémisphériques lors de la seconde) et aussi à cause du nombre de données récoltées durant la première saison. L'objectif recherché étant de montrer la faisabilité d'une approche d'estimation du rendement basée sur la phase de décroissance du GAI à cette échelle, notre étude s'est limitée à une seule saison culturale. Néanmoins, les options d'approfondissement restent ouvertes pour sa poursuite durant d'autres saisons culturales et la recherche de seuils optima de valeurs de m dérivées des fonctions utilisées pour la caractérisation de la décroissance. En ce sens Pepler et al. (2005) ont montré que pour la culture de blé, des périodes durant lesquelles la dernière feuille déployée supérieures à 700 °C.j ne conduisaient pas à un gain significatif en termes de rendement en grains. Un tel seuil pourrait bien être recherché à travers un suivi du GAI par photographies hémisphériques, tout en élargissant les perspectives de prédiction des modèles pouvant être élaborés.

Les chapitres 5 et 6 se sont focalisés sur l'application de la SenAFY à une échelle régionale sur base des données disponibles de profils temporeux de GAI extraites des satellites. Dans ces chapitres les profils temporeux de GAI utilisés étaient issus des données satellitaires MODIS. Comme énoncé dans le chapitre 1 l'utilisation des données satellitaires pour le suivi des cultures fait toujours référence à des compromis entre résolution spatiale et résolution

temporelle des différents capteurs. Les chapitres 5 et 6 valorisent une technique de traitement d'images satellitaires de moyenne résolution notamment celles de MODIS, utilisables dans des contextes opérationnels. Duveiller (2011) a montré ainsi récemment qu'en combinant les techniques de modélisation du transfert radiatif, d'inversion par réseau de neurones et l'interpolation du temps thermique, les profils temporeux de GAI du blé d'un paysage agricole fragmenté pouvaient être extraits des données satellitaires et utilisés dans un cadre opérationnel.

Ainsi dans le chapitre 5, les profils temporeux de GAI de deux saisons de culture du blé (2006/2007 et 2008/2009) ont été pris en compte dans le cadre du passage de l'application de la SenAFY de l'échelle parcellaire à l'échelle régionale. L'élaboration des modèles d'estimation a concerné quelques NUTS3 du nord de la France et les NUTS2 de la Belgique. Le chapitre 6 a poursuivi la logique d'analyse déjà mentionnée dans le chapitre 5 avec comme particularités le nombre de saisons culturelles impliquées (période 2000-2009) et les régions concernées (seulement les NUTS2 de la Région Wallonne de Belgique). Ces deux chapitres ont montré que la fonction logistique permettait de caractériser de façon satisfaisante la phase de décroissance des profils temporeux de GAI à cette échelle. Ce qui rejoignait les conclusions de l'étude de Baret and Guyot (1986). Les metrics calculés et ayant servi à la modélisation expliquaient la variabilité dans les rendements observés d'environ 60%, avec des erreurs de prédictions de l'ordre de 6 à 7% et des RMSE de 0.57 t.ha^{-1} (chapitre 5). Dans le chapitre 6, la prise en compte de plusieurs saisons culturelles a permis d'avoir une base de données pour de plus amples analyses que celles effectuées dans le chapitre précédent. Ce chapitre a également permis d'étudier le caractère prédictif des modèles dérivés de la SenAFY. Deux dates d'estimation du rendement ont été choisies sur base de la période officielle moyenne de récolte dans la zone d'étude (région Wallonne de Belgique). Une conclusion intéressante de ce chapitre est que cette approche pourrait bien être utilisée dans un cadre de prévision des rendements. En effet, les erreurs de prévisions du rendement final à un mois de la période officielle moyenne de récolte du blé étaient quasi-semblables à celles des estimations au moment de la récolte. La disponibilité des données au stade actuel de la recherche n'a permis que l'exploitation de la SenAFY à l'échelle de cette région pour plusieurs années. La comparaison entre les rendements officiels sur cette zone et les rendements estimés par les modèles élaborés a montré que ces derniers ne se rapprochaient

pas toujours des rendements officiels (biais commis variant entre 0.1 et 1.2 t.ha⁻¹) pour certaines années. Une difficulté majeure rendant l'analyse moins évidente est que dans cette zone les rendements de blé variaient peu d'une année à l'autre. Les résultats de l'analyse sont néanmoins encourageants vu la significativité des modèles obtenus, les valeurs de RMSE calculées (de l'ordre de 0.42 à 0.44 t.ha⁻¹), même si les R² demeuraient relativement faibles (0.46 à 0.50). Une comparaison à des résultats obtenus dans le cadre d'une recalibration de CGMS sur base de données de terrain sur les dates de floraison et de maturation (Djaby et al., 2009) montre que les premiers résultats issus de la SenAFY sont intéressants. La variabilité des rendements expliquée par CGMS recalibré était de 46% et le RMSE de 0.63 t.ha⁻¹ (des erreurs de prédiction de l'ordre de 7%) à l'échelle des NUTS2 de la Belgique (Djaby et al., 2009). Même si ces premiers résultats méritent d'être pris avec précaution vu le set de données (9 ans de données MODIS GAI sur 4 NUTS2), l'approche adoptée reste prometteuse dans le cadre d'estimation / prévision de rendements à l'échelle régionale. En effet, dans la mesure où les sorties de CGMS ne sont utilisées que comme des indicateurs du rendement (Supit, 2000), les metrics dérivés de notre approche pourraient également être considérés comme des indicateurs, qui combinés à d'autres indicateurs permettraient l'amélioration des prévisions des rendements dans des contextes opérationnels.

L'application de la SenAFY à l'échelle régionale, comme toute démarche méthodologique, mérite quelques points à considérer pour assurer son caractère transposable à d'autres régions et à d'autres cultures. Un premier point est la prise en compte des critères appliqués pour filtrer les profils temporels GAI de MODIS, notamment ceux relatifs à la phénologie de la plante : durée du cycle de culture, période d'atteinte de la valeur maximale du GAI. Pour une "transposabilité" de l'approche à d'autres zones ces points méritent d'être actualisés. Le second aspect concerne les modèles de régression trouvés. Ceux-ci se basent sur des sets de données assez réduits. Au fur et à mesure que les avancées technologiques le permettraient, cette approche d'estimation pourra être améliorée et fournir de meilleures performances. Néanmoins, les exercices de simulations menées à travers les techniques statistiques utilisées dans notre recherche montrent une opportunité pour son utilisation en condition opérationnelle de prévision de rendement (approche relativement simple et impliquant peu de paramètres dans les modèles finaux d'estimation).

Cette recherche constitue en somme une piste ouverte pour des recherches futures car loin d'avoir épuisé tous les contours de la question de prévision des rendements basée sur la phase de sénescence du blé à des échelles régionales. Soulignons cependant que les perspectives relatives à l'amélioration des techniques d'extraction des profils GAI ne seront pas développées ici puisqu'ayant déjà été faites dans Duveiller (2011). Ainsi, les perspectives pouvant être mis en exergue après cette étude sont :

1°) La mise en place d'une méthode automatique (partielle ou totale) de distinction des classes au niveau du logiciel de traitement des photographies hémisphériques pour le calcul efficient du GAI chez le blé (comme mentionné au chapitre 3) : cette automatisation permettrait de s'affranchir des erreurs d'interprétation liées à l'opérateur et également de réduire davantage le temps de traitement des séries d'images.

2°) Un autre point qui pourrait être poursuivi serait l'évaluation de la robustesse des modèles élaborés sur d'autres jeux de données GAI à l'échelle parcellaire. L'exploitation des résultats sur les fréquences optimales de mesures de GAI pourrait ainsi servir dans ce contexte dans la collecte des données (ou même être appliquée dans d'autres contextes d'études).

3°) Dans cette étude les données MODIS GAI ont été utilisées pour l'approche à l'échelle régionale. Les informations MODIS ne sont disponibles que depuis l'année 2000. Une piste de recherche consisterait à tester la méthodologie sur des séries plus longues. En ce sens, la prise en compte de données provenant d'autres capteurs ou d'autres variables biophysiques dérivées de l'information satellitaire serait envisageable, pour autant que la disponibilité sur plusieurs années d'informations sur la variable biophysique GAI le permette ; l'approche SenAFY dans de telles situations pourrait ainsi être évaluée.

4°) La détermination de la date du GAI_{max} est un point clé dans l'approche puisque celle-ci concerne la phase de décroissance. Au niveau de l'information radiométrique, la détermination de cette date peut être sujette à différents problèmes (défaut d'acquisition d'une image de qualité durant la période approximative de GAI_{max} , plusieurs pics de valeurs observés à différentes périodes, etc.). Sur un jeu simulé de valeurs, au niveau de la parcelle, la variation d'erreurs commises dans les estimations a montré combien cette date de détermination pouvait être importante. Une piste de recherche serait la quantification des erreurs sur la date de détermination du GAI_{max} (et également sur ses valeurs) sur base déjà des données MODIS GAI ou de données issues d'autres capteurs.

5°) Cette étude s'est focalisée sur la phase de décroissance du GAI, variable biophysique considérée pour décrire l'état de la canopée. Toutefois, l'évolution durant le cycle de culture d'autres variables décrivant la canopée (par exemple, le *canopy water content* [Trombetti et al., 2008] et pouvant être extraites à des échelles régionales) pourrait être aussi considérée et évaluée à travers notre approche.

6°) L'application d'autres techniques statistiques dans la quantification des erreurs des modèles élaborés, notamment des techniques d'inférences statistiques (comme la méthode Markov Chain Monte Carlo) constituerait une piste intéressante dans le domaine des prévisions de rendements et productions agricoles. Ceci permettrait une étude plus poussée des probabilités concernant les estimations par les modèles développés et leurs performances dans plusieurs autres cas de figures, simulés ou non.

7°) Une autre perspective d'étude relative à la SenAFY serait de la tester dans des régions agricoles où la variabilité interannuelle des rendements serait bien marquée (conditions de cultures extrêmes par rapport à celles de la Belgique ou du Nord de la France comme cela a été le cas dans notre recherche). Elle pourrait être également évaluée avec d'autres types de cultures.

BIBLIOGRAPHIE

- Akaike, H., 1973. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In: B.N. Petrov, F. Csaki (Eds.) Second international symposium on information theory, Akademiai Kiado, Budapest pp. 267-281.
- Akaike, H., 1987. Factor analysis and AIC. *Psychometrika* 52, 317-332.
- Andrieu, B., Baret, F., Jacquemoud, S., Malthus, T., Steven, M., 1997. Evaluation of an improved version of SAIL model for simulating bidirectional reflectance of sugar beet canopies. *Remote Sensing of Environment* 60, 247-257.
- Asner, G.P., Scurlock, J.M.O., A. Hicke, J., 2003. Global synthesis of leaf area index observations: implications for ecological and remote sensing studies. *Global Ecology and Biogeography* 12, 191-205.
- Asrar, G., Hipps, L.E., Kanemasu, E.T., 1984. Assessing solar energy and water use efficiencies in winter wheat: A case study. *Agricultural and Forest Meteorology* 31, 47-58.
- Austin, P.C., Tu, J.V., 2004. Bootstrap methods for developing predictive models. *The American Statistician* 58, 131-137.
- Baker, C.K., Gallagher, J.N., Monteith, J.L., 1980. Daylength change and leaf appearance in winter wheat. *Plant, Cell and Environment* 3, 285-287.
- Baker, C.K., Gallagher, J.N., 1983. The development of winter wheat in the field. 2. The control of primordium initiation rate by temperature and photoperiod. *Journal of Agricultural Science* 101, 337-344.
- Bannayan, M., Crout, N.M.J., Hoogenboom, G., 2003. Application of the CERES-Wheat model for within-season prediction of winter wheat yield in the United Kingdom. *Agronomy Journal* 95, 114-125.
- Baret, F., 1986. Contribution au suivi radiométrique de cultures de céréales. Ph.D thesis, Université de Paris-Sud, France.
- Baret, F., Guyot, G., 1986. Radiométrie de la maturation de couverts de Blé dans le visible et le proche infra-rouge. *Agronomie* 6, 509-516.
- Baret, F., 2004. A simple method to calibrate hemispherical photographs. INRA-CSE, France (http://147.100.66.194/can_eye/hemis_calib3.pdf).

- Baret, F., Hagolle, O., Geiger, B., Bicheron, P., Miras, B., Huc, M., Berthelot, B., Niño, F., Weiss, M., Samain, O., Roujean, J.L., Leroy, M., 2007. LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION: Part 1: Principles of the algorithm. *Remote Sensing of Environment* 110, 275-286.
- Baret, F., de Solan, B., Lopez-Lozano, R., Ma, K., Weiss, M., 2010. GAI estimates of row crops from downward looking digital photos taken perpendicular to rows at 57.5° zenith angle: Theoretical considerations based on 3D architecture models and application to wheat crops. *Agricultural and Forest Meteorology* 150, 1393-1401.
- Batchelor, W.D., Basso, B., Paz, J.O., 2002. Examples of strategies to analyze spatial and temporal yield variability using crop models. *European Journal of Agronomy* 18, 141-158.
- Beadle, C.L., 1993. Photosynthesis and production in a changing environment: a field and laboratory manual. In: Hall (Ed.) *Growth Analysis*. London: Chapman & Hall. pp. 36-46.
- Becker-Reshef, I., Vermote, E., Lindeman, M., Justice, C., 2010. A generalized regression-based model for forecasting winter wheat yields in Kansas and Ukraine using MODIS data. *Remote Sensing of Environment* 114, 1312-1323.
- Bégué, A., 2002. Télédétection et production végétale. Mémoire sur travaux en vue de l'obtention de l'Habilitation à Diriger des Recherches, Université Pierre et Marie Curie, Paris, France.
- Blandino, M., Reyneri, A., 2009. Effect of fungicide and foliar fertilizer application to winter wheat at anthesis on flag leaf senescence, grain yield, flour bread-making quality and DON contamination. *European Journal of Agronomy* 30, 275-282.
- Boogaard, H.L., De Wit, A.J.W., te Roller, J.A., Van Diepen, C.A., 2011. WOFOST Control Centre 1.8 and WOFOST 7.1.3. User's guide for the WOFOST Control Center 1.8 and WOFOST 7.1.3 crop growth simulation model. Wageningen (Netherlands), Alterra, Wageningen University & Research Centre. 137 p.
- Borrás, L., Maddonni, G.A., Otegui, M.E., 2003. Leaf senescence in maize hybrids: plant population, row spacing and kernel set effects. *Field Crops Research* 82, 13-26.
- Bouman, B.A.M., 1995. Crop modeling and remote-sensing for yield prediction. *Netherlands Journal of Agricultural Science* 43 143-161.

- Bouman, B.A.M., van Keulen, H., van Laar, H.H., Rabbinge, R., 1996. The 'School of de Wit' crop growth simulation models: A pedigree and historical overview. *Agricultural Systems* 52, 171-198.
- Bozdogan, H., 1987. Model selection and Akaike's Information Criterion (AIC): The general theory and its analytical extensions. *Psychometrika* 52, 345-370.
- Bozdogan, H., 2000. Akaike's information criterion and recent developments in information complexity. *Journal of Mathematical Psychology* 44, 62-91.
- Bréda, N., Soudani, K., Bergonzini, J.C., 2002. Mesure de l'indice foliaire en forêt. Paris: ECOFOR.
- Bréda, N.J.J., 2003. Ground-based measurements of leaf area index: a review of methods, instruments and current controversies. *Journal of Experimental Botany* 54, 2403-2417.
- Brisson, N., Mary, B., Ripoche, D., Jeuffroy, M.H., Ruget, F., Nicoullaud, B., Gate, P., Devienne-Barret, F., Antonioletti, R., Durr, C., Richard, G., Beaudoin, N. et al., 1998. STICS: a generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen balances. I. Theory and parameterization applied to wheat and corn. *Agronomie* 18, 311-346.
- Brisson, N., Mary, B. (Eds.), 2002. STICS Version 5.0 Notice Concepts et formalismes. INRA, France.
- Brisson, N., Gary, C., Justes, E., Roche, R., Mary, B., Ripoche, D., Zimmer, D., Sierra, J., Bertuzzi, P., Burger, P., Bussi re, F., Cabidoche, Y.M. et al., 2003. An overview of the crop model STICS. *European Journal of Agronomy* 18, 309-332.
- Brooks, R.J., Semenov, M.A., Jamieson, P.D., 2001. Simplifying Sirius: sensitivity analysis and development of a meta-model for wheat yield prediction. *European Journal of Agronomy* 14, 43-60.
- Brown, M.E., 2008. Conceptual Frameworks. In: *Famine Early Warning Systems and Remote Sensing Data*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 23-39.
- Brown, M.E., 2009. Biophysical Remote Sensing and Climate Data in Famine Early Warning Systems. *Geography Compass* 3, 1381-1407.
- Calderini, D.F., Savin, R., Abeledo, L.G., Reynolds, M.P., Slafer, G.A., 2001. The importance of the period immediately preceding anthesis for grain weight determination in wheat. *Euphytica* 119, 199-204.

- Chen, J.M., Black, T.A., 1992. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant, Cell & Environment* 15, 421-429.
- Commission Européenne, 2010. Rapport de la Commission au Coseil et au Parlement Européen concernant la mise en œuvre des applications de télédétection ainsi que l'utilisation des ressources financières mises à sa disposition au titre du règlement (CE) n° 78/2008 du Conseil (rapport intermédiaire). 12 p. (<http://www.ipex.eu/IPEXL-WEB/dossier/document.do?code=COM&year=2010&number=436&extension=FIN>).
- Confais, J., Le Guen, M., 2006. Premiers pas en régression linéaire avec SAS. *MODULAD* 35. pp. 220-363.
- Confalonieri, R., Rosenmund, A.S., Baruth, B., 2009. An improved model to simulate rice yield. *Agronomy for Sustainable Development* 29, 463-474.
- Cracknell, A.P., 1998. Review article Synergy in remote sensing-what's in a pixel? *International Journal of Remote Sensing* 19, 2025-2047.
- Dale, R.F., Coelho, D.T., Gallo, K.P., 1980. Prediction of Daily Green Leaf Area Index for Corn. *Agronomy Journal* 72, 999-1005.
- Davidson, H.R., Campbell, C.A., 1983. The effect of temperature, moisture and nitrogen on the rate of development of spring wheat as measured by degree.days. *Canadian Journal of Plant Science* 63, 833-846.
- Davison, A.C., Hinkley, D.V., 1997. Bootstrap methods and their application. New York: Cambridge University Press.
- de Wit, A.J.W., Boogaard, H.L., van Diepen, C.A., 2004. Using NOAA-AVHRR estimates of land surface temperature for regional agrometeorological modelling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 5, 187-204.
- Debouche, C., 1979. Présentation coordonnée de différents modèles de croissance. *Revue de statistique appliquée* 27, 5-22.
- Delécolle, R., Maas, S.J., Guérif, M., Baret, F., 1992. Remote sensing and crop production models: present trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 47, 145-161.
- Demarez, V., Duthoit, S., Baret, F., Weiss, M., Dedieu, G., 2008. Estimation of leaf area and clumping indexes of crops with hemispherical photographs. *Agricultural and Forest Meteorology* 148, 644-655.

- Dennis, M., 2002. An integrated approach to hydrologic data assimilation: interpolation, smoothing, and filtering. *Advances in Water Resources* 25, 1275-1286.
- Diepen, C.A., Wolf, J., Keulen, H., Rappoldt, C., 1989. WOFOST: a simulation model of crop production. *Soil Use and Management* 5, 16-24.
- Dimmock, J.P.R.E., Gooding, M.J., 2002. The effects of fungicides on rate and duration of grain filling in winter wheat in relation to maintenance of flag leaf green area. *The Journal of Agricultural Science* 138, 1-16.
- Djaby, B., de Wit, A., Tychon, B., 2009. Influence of regional distribution of crop parameters on the winter wheat prediction performance of a spatially distributed crop model. *GLOBAM 2nd Activity Report*, March 2009, Belgium. pp. 213-234.
- Doraiswamy, P.C., Hatfield, J.L., Jackson, T.J., Akhmedov, B., Prueger, J., Stern, A., 2004. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS. *Remote Sensing of Environment* 92, 548-559.
- Doraiswamy, P.C., Sinclair, T.R., Hollinger, S., Akhmedov, B., Stern, A., Prueger, J., 2005. Application of MODIS derived parameters for regional crop yield assessment. *Remote Sensing of Environment* 97, 192-202.
- Doraiswamy, P.C., Akhmedov, B., Beard, L., Stern, A.J., Mueller, R., 2007. Operational prediction of crop yields using MODIS data and products. In: J. Chen, S.C. Saunders, K.D. Broszofski, T.R. Crow (Eds.) *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences Special Publications*, Commission Working Group VIII WG VIII/10, European Commission DG JRC-Institute for the Protection and Security of the Citizen, Ispra, Italy, pp. 1-5.
- Dorigo, W.A., Zurita-Milla, R., de Wit, A.J.W., Brazile, J., Singh, R., Schaepman, M.E., 2007. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 9, 165-193.
- Duchemin, B., Hadria, R., Erraki, S., Boulet, G., Maisongrande, P., Chehbouni, A., Escadafal, R., Ezzahar, J., Hoedjes, J.C.B., Kharrou, M.H., Khabba, S., Mougenot, B. et al., 2006. Monitoring wheat phenology and irrigation in Central Morocco: On the use of relationships between evapotranspiration, crops coefficients, leaf area index and remotely-sensed vegetation indices. *Agricultural Water Management* 79, 1-27.

- Duchemin, B., Maisongrande, P., Boulet, G., Benhadj, I., 2008. A simple algorithm for yield estimates: evaluation for semi-arid irrigated winter wheat monitored with green leaf area index. *Environmental Modelling & Software* 23, 876-892.
- Dupont, F.M., Altenbach, S.B., 2003. Molecular and biochemical impacts of environmental factors on wheat grain development and protein synthesis. *Journal of Cereal Science* 38, 133-146.
- Duthoit, S., 2006. Prise en compte de l'agrégation des cultures dans la simulation du transfert radiatif : importance pour l'estimation de l'indice foliaire (LAI), de la parcelle au paysage. Ph.D. thesis, Université Toulouse III – Paul Sabatier, Toulouse, France.
- Duveiller, G., Defourny, P., 2010a. Batch processing of hemispherical photography using object-based image analysis to derive canopy biophysical variables. In: E.A. Addink, F.M.B. Van Coillie (Eds.) *Proceedings of GEOBIA 2010-Geographic Object-Based Image Analysis*, ISPRS Vol.No. XXXVIII-4/C7, Archives ISSN No 1682-1777, Ghent University, Ghent, Belgium.
- Duveiller, G., Defourny, P., 2010b. A conceptual framework to define the spatial resolution requirements for agricultural monitoring using remote sensing. *Remote Sensing of Environment* 114, 2637-2650.
- Duveiller, G., Kouadio, L., Curnel, Y., Djaby, B., de Wit, A., Tychon, B., Defourny, P., 2010. Exploring the potential of crop specific green area index time series to improve yield estimation at regional scale. In: Sobrino, J. A. (Ed.), *Proceedings of the 3rd International Symposium on Recent Advances in Quantitative Remote Sensing (RAQRS'III)*, September 27th to October 1st, 2010, Torrent (Valencia), Spain. Universidad de Valencia, Servicio de Publicaciones.
- Duveiller, G., 2011. Crop specific green area index retrieval from multi-scale remote sensing for agricultural monitoring. Ph.D. thesis, Université catholique de Louvain, Belgium.
- Duveiller, G., Baret, F., Defourny, P., 2011a. Crop specific green area index retrieval from MODIS data at regional scale by controlling pixel-target adequacy. *Remote Sensing of Environment* 115, 2686-2701.
- Duveiller, G., Weiss, M., Baret, F., Defourny, P., 2011b. Retrieving wheat Green Area Index during the growing season from optical time series measurements based on neural network radiative transfer inversion. *Remote Sensing of Environment* 115, 887-896.

- Eckersten, H., Jansson, P.E., 1991. Modelling water flow, nitrogen uptake and production for wheat. *Nutrient Cycling in Agroecosystems* 27, 313-329.
- Efron, B., Tibshirani, R., 1993. *An introduction to the bootstrap*. London: Chapman & Hall.
- Efron, B., Tibshirani, R., 1997. Improvements on Cross-Validation: The .632+ Bootstrap Method. *Journal of the American Statistical Association* 92, 548-560.
- Efron, B., 2000. The Bootstrap and Modern Statistics. *Journal of the American Statistical Association* 95, 1293-1296.
- El Jarroudi, M., Delfosse, P., Maraite, H., Hoffmann, L., Tychon, B., 2009. Assessing the accuracy of simulation model for Septoria leaf blotch disease progress on winter wheat. *Plant Disease* 93, 983-992.
- El Jarroudi, M., Kouadio, L., Martin, B., Giraud, F., Delfosse, P., Hoffmann, L., Tychon, B., 2010. Modelling plant diseases impact with the Belgian Crop Growth Monitoring System. In: Wery, J., Shili-Touzi, I., Perrin, A. (Eds), *Proceedings of 'Agro2010 the XIth ESA Congress'*, Montpellier, August 29th – September 3rd, 2010, Agropolis International Editions, Montpellier, France, pp. 519-520.
- EUROSTAT, 2010. *Agricultural statistics Main results — 2008–09*, Eurostat Pocketbooks. 2010 Edition. Publications Office of the European Union, Luxembourg.
- Evensen, G., 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research* 99, 10143-10162.
- Evensen, G., 2009. *Data Assimilation*. Springer, Berlin Heidelberg.
- Fan, X., Wang, L., 1996. Comparability of jackknife and bootstrap results: an investigation for a case of canonical correlation analysis. *The Journal of Experimental Education* 64, 173 - 189.
- Ferencz, C., Bognár, P., Lichtenberger, J., Hamar, D., Tarcsai, G., Timár, G., Molnár, G., Pásztor, S., Steinbach, P., Székely, B., Ferencz, O.E., Ferencz-Árkos, I., 2004. Crop yield estimation by satellite remote sensing. *International Journal of Remote Sensing* 25, 4113 - 4149.
- Foulkes, M.J., Scott, R.K., Sylvester-Bradley, R., 2001. The ability of wheat cultivars to withstand drought in UK conditions: resource capture. *The Journal of Agricultural Science* 137, 1-16.

- Franks, S.W., Beven, K.J., Quinn, P.F., Wright, I.R., 1997. On the sensitivity of soil-vegetation-atmosphere transfer (SVAT) schemes: equifinality and the problem of robust calibration. *Agricultural and Forest Meteorology* 86, 63-75.
- Gabrielle, B., Denoroy, P., Gosse, G., Justes, E., Andersen, M.N., 1998. A model of leaf area development and senescence for winter oilseed rape. *Field Crops Research* 57, 209-222.
- Gao, W., Lesht, B.M., 1997. Model inversion of satellite-measured reflectances for obtaining surface biophysical and bidirectional reflectance characteristics of grassland. *Remote Sensing of Environment* 59, 461-471.
- Genovese, G.P., 2001. Introduction to the MARS Crop Yield Forecasting System (MCYFS). Meeting on 4 and 5 October 2001, Luxembourg. Space Applications Institute, Joint Research Centre of the European Commission, Ispra, Italy, pp 15.
- Glenn, E., Huete, A., Nagler, P., Nelson, S., 2008. Relationship between remotely-sensed vegetation indices, canopy attributes and plant physiological processes: what vegetation indices can and cannot tell us about the landscape. *Sensors* 8, 2136-2160.
- Gooding, M.J., Dimmock, J.P.R.E., France, J., Jones, S.A., 2000. Green leaf area decline of wheat flag leaves: the influence of fungicides and relationships with mean grain weight and grain yield. *Annals of Applied Biology* 136, 77-84.
- Gower, S.T., Kucharik, C.J., Norman, J.M., 1999. Direct and indirect estimation of Leaf Area Index, fAPAR, and Net Primary Production of terrestrial ecosystems - a real or imaginary problem? *Remote Sensing of Environment* 70, 29-51.
- Guérif, M., Duke, C., 1998. Calibration of the SUCROS emergence and early growth module for sugar beet using optical remote sensing data assimilation. *European Journal of Agronomy* 9, 127-136.
- Guyot, G., Seguin, B., 1988. Possibilités d'utilisation de la télédétection satellitaire en agrométéorologie. *Agronomie* 8, 1-13.
- Guyot, G., 1989. Signatures spectrales des surfaces naturelles. Édition Paradigme. Collection « Télédétection satellitaire », vol. 5. 178 p.
- Hadria, R., Duchemin, B., Jarlan, L., Dedieu, G., Baup, F., Khabba, S., Olivoso, A., Le Toan, T., 2010. Potentiality of optical and radar satellite data at high spatio-temporal resolutions for the monitoring of irrigated wheat crops in Morocco. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 12, S32-S37.

- Haile, M., 2005. Weather patterns, food security and humanitarian response in sub-Saharan Africa. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences* 360, 2169-2182.
- Hansen, S., Jensen, H.E., Nielsen, N.E., Svendsen, H., 1991. Simulation of nitrogen dynamics and biomass production in winter wheat using the Danish simulation model DAISY. *Nutrient Cycling in Agroecosystems* 27, 245-259.
- Hijmans, R.J., Guiking - Lens, I.M., Van Diepen, C.A., 1994. WOFOST 6.0 : user's guide for the WOFOST 6.0 crop growth simulation model. Technical Documents, Winand Staring Centre, Wageningen.
- Hoogenboom, G., 2000. Contribution of agrometeorology to the simulation of crop production and its applications. *Agricultural and Forest Meteorology* 103, 137-157.
- Hosoi, F., Omasa, K., 2009. Estimating vertical plant area density profile and growth parameters of a wheat canopy at different growth stages using three-dimensional portable lidar imaging. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 64, 151-158.
- Huete, A.R., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment* 25, 295-309.
- IGOS, 2006. Agricultural monitoring meeting convened for the integrated global observation for land (IGOL) theme. Integrated Global Observing Strategy (IGOS), Rome, Italy. 40 p.
- Jackson, R.D., Huete, A.R., 1991. Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine* 11, 185-200.
- Jacquemoud, S., Baret, F., 1990. PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment* 34, 75-91.
- Jacquemoud, S., Bacour, C., Poilvé, H., Frangi, J.P., 2000. Comparison of four radiative transfer models to simulate plant canopies reflectance: direct and inverse mode. *Remote Sensing of Environment* 74, 471-481.
- Jacquemoud, S., Ustin, S., 2001. Leaf optical properties : a state of the art. In: *Proceedings of '8^e Symposium International Mesures Physiques et Signatures en Télédétection'*. 8-12 janvier 2001, Centre Paul Langevin, Aussois, France, pp. 223-232.
- Jamieson, P.D., Semenov, M.A., 2000. Modelling nitrogen uptake and redistribution in wheat. *Field Crops Research* 68, 21-29.

- Jonckheere, I., Fleck, S., Nackaerts, K., Muys, B., Coppin, P., Weiss, M., Baret, F., 2004. Review of methods for in situ leaf area index determination: Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. *Agricultural and Forest Meteorology* 121, 19-35.
- Jones, J.W., Hoogenboom, G., Porter, C.H., Boote, K.J., Batchelor, W.D., Hunt, L.A., Wilkens, P.W., Singh, U., Gijsman, A.J., Ritchie, J.T., 2003. The DSSAT cropping system model. *European Journal of Agronomy* 18, 235-265.
- Justice, C.O., Becker-Reshef, I., 2007. Report from the workshop on developing a strategy for global agricultural monitoring in the framework of group on Earth Observations (GEO). UN FAO, July 2007, Geography Dept., University of Maryland. 66 p.
- Justice, C.O., Becker-Reshef, I., Parihar, J.S., 2010. Global agriculture monitoring. European Commission - Joint Research Centre. Luxembourg : Publications Office of the European Union. 32 p.
- Keating, B.A., Carberry, P.S., Hammer, G.L., Probert, M.E., Robertson, M.J., Holzworth, D., Huth, N.I., Hargreaves, J.N.G., Meinke, H., Hochman, Z., McLean, G., Verburg, K. et al., 2003. An overview of APSIM, a model designed for farming systems simulation. *European Journal of Agronomy* 18, 267-288.
- Kerr, J.T., Ostrovsky, M., 2003. From space to species: ecological applications for remote sensing. *Trends in Ecology & Evolution* 18, 299-305.
- Kogan, F.N., 1997. Global Drought Watch from Space. *Bulletin of the American Meteorological Society* 78, 621-636.
- Kouadio, L., Duveiller, G., Djaby, B., Defourny, P., Tychon, B., 2010. Wheat yield estimates at NUTS-3 level using MODIS data: an approach based on the decreasing curves of green area index temporal profiles. In: Cawkwell, F. (Ed.) *Proceedings of RSPSoc2010 Annual Conference : Visualising the Earth: From the Sea-bed to the Cloud-tops*, (Nottingham: RSPSoc), Cork, Ireland, pp. 214-221.
- Kouadio, L., Duveiller, G., Djaby, B., El Jarroudi, M., Defourny, P., Tychon, B., 2012. Estimating regional wheat yield from the shape of decreasing curves of green area index temporal profiles retrieved from MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 18, 111-118.

- Kouadio, L., Djaby, B., Duveiller, G., El Jarroudi, M., Tychon, B., in press. Cinétique de décroissance de la surface verte et estimation du rendement du blé d'hiver. *Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement*.
- Kussner, R., Mosandl, R., 2000. Comparison of direct and indirect estimation of leaf area index in mature Norway spruce stands of eastern Germany. *Canadian Journal of Forest Research* 30, 440-447.
- Laguet, S., Vidal, A., Vossen, P., 1997. Télédétection et estimation des rendements en blé en Europe. *Ingénieries - EAT* 12, 19-33.
- Launay, M., Guerif, M., 2005. Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 111, 321-339.
- Lauvernet, C., 2005. Assimilation variationnelle d'observations de télédétection dans les modèles de fonctionnement de la végétation : utilisation du modèle adjoint et prise en compte de contraintes spatiales. Ph.D. Thesis, Université Joseph Fourier, Grenoble I, France.
- Lawless, C., Semenov, M.A., Jamieson, P.D., 2005. A wheat canopy model linking leaf area and phenology. *European Journal of Agronomy* 22, 19-32.
- Lebarbier, E., Mary-Huard, T., 2004. Le critère BIC : fondements théoriques et interprétation. Rapport de Recherche n° 5315, INRIA, Rocquencourt, France. 16 p.
- Leblanc, S.G., Chen, J.M., Kwong, M., 2002. Tracing radiation and architecture of canopies. TRAC manual, Version 2.1. Canada Centre for Remote Sensing, Natural Resources Canada, Ottawa. 25 p.
- Leuning, R., Dunin, F.X., Wang, Y.P., 1998. A two-leaf model for canopy conductance, photosynthesis and partitioning of available energy. II. Comparison with measurements. *Agricultural and Forest Meteorology* 91, 113-125.
- Liang, S., 2004. Quantitative remote sensing of land surfaces. Hoboken, New Jersey : Wiley-Interscience.
- Lizaso, J.I., Batchelor, W.D., Westgate, M.E., 2003. A leaf area model to simulate cultivar-specific expansion and senescence of maize leaves. *Field Crops Research* 80, 1-17.
- Maas, S.J., 1988. Using satellite data to improve model estimates of crop yield. *Agronomy Journal* 80, 655-662.

- Maas, S.J., 1993. Parameterized model of gramineous crop growth: I. Leaf area and dry mass simulation. *Agronomy Journal* 85, 348-353.
- Macbeth, J.E., Kettlewell, P.S., Sylvester-Bradley, R., 1996. Methods for pre-harvest prediction of grain weight in winter wheat. In: G.R. Fenwick, C. Hedley, R.L. Richards, S. Khokhar (Eds.) *Agri-food Quality: An Interdisciplinary Approach*, Cambridge: The Royal Society of Chemistry, pp. 83-86.
- MacDonald, R.B., Hall, F.G., 1980. Global crop forecasting. *Science* 208, 670-679.
- Maddonni, G.A., Otegui, M.E., 1996. Leaf area, light interception, and crop development in maize. *Field Crops Research* 48, 81-87.
- Makowski, D., Jeuffroy, M.H., Guerif, M., 2003. Bayesian methods for updating crop-model predications, applications for predicting biomass and grain protein content. In: *Proceedings of the Frontis workshop on Bayesian Statistics and Quality Modelling in the agro-food production chain*, Wageningen, The Netherlands, pp. 57-68.
- Martin, B., El Jarroudi, M., Tychon, B., 2006. Green leaf area decline of wheat top three leaves in Belgium and G-D of Luxembourg from 2003 to 2005 : the relationships with grain yield. In: M. Fotyma, B. Kaminska (Eds.) *IX ESA Congress 4-7 September 2006 Warszawa, Poland. Book of proceedings*, pp. 167-168.
- Masle, J., Doussinault, G., Farquhar, G.D., Sun, B., 1989. Foliar stage in wheat correlates better to photothermal time than to thermal time. *Plant, Cell and Environment* 12, 235-247.
- Moriondo, M., Maselli, F., Bindi, M., 2007. A simple model of regional wheat yield based on NDVI data. *European Journal of Agronomy* 26, 266-274.
- Moulin, S., Fischer, A., Dedieu, G., Delécolle, R., 1995. Temporal variations in satellite reflectances at field and regional scales compared with values simulated by linking crop growth and SAIL models. *Remote Sensing of Environment* 54, 261-272.
- Moulin, S., Bondeau, A., Delecolle, R., 1998. Combining agricultural crop models and satellite observations: from field to regional scales. *International Journal of Remote Sensing* 19, 1021 - 1036.
- Myneni, R.B., Maggion, S., Iaquina, J., Privette, J.L., Gobron, N., Pinty, B., Kimes, D.S., Verstraete, M.M., Williams, D.L., 1995. Optical remote sensing of vegetation: Modeling, caveats, and algorithms. *Remote Sensing of Environment* 51, 169-188.

- Myneni, R.B., Hoffman, S., Knyazikhin, Y., Privette, J.L., Glassy, J., Tian, Y., Wang, Y., Song, X., Zhang, Y., Smith, G.R., Lotsch, A., Friedl, M. et al., 2002. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data. *Remote Sensing of Environment* 83, 214-231.
- NASA, 1984. AgRISTARS: Agriculture and Resources Inventory Surveys through Aerospace Remote Sensing, Research Report, JSC-18920, fiscal year 1983. National Aeronautics and Space Administration, Lyndon B. Johnson Space Center, Houston, Texas. 74 p.
- Neumann, H.H., Den Hartog, G., Shaw, R.H., 1989. Leaf area measurements based on hemispheric photographs and leaf-litter collection in a deciduous forest during autumn leaf-fall. *Agricultural and Forest Meteorology* 45, 325-345.
- Oger, R., Buffet, D., Tychon, B., Dehem, D., Eerens, H., 2000. Estimation et prévision des productions agricoles à l'échelle de la Belgique à l'aide d'un système intégré "Modèle Agrométéorologique – Télédétection" : Mise en place du système intégré. Séminaire "Applications Opérationnelles de la Télédétection à l'Agriculture en Belgique" – Bruxelles - 31.05.2000. pp 22-28.
- Olesen, J.E., Jensen, T., Petersen, J., 2000. Sensitivity of field-scale winter wheat production in Denmark to climate variability and climate change. *Climate Research* 15, 221-238.
- Olesen, J.E., Petersen, B.M., Berntsen, J., Hansen, S., Jamieson, P.D., Thomsen, A.G., 2002. Comparison of methods for simulating effects of nitrogen on green area index and dry matter growth in winter wheat. *Field Crops Research* 74, 131-149.
- Palm, R., 2002. Utilisation du bootstrap pour les problèmes statistiques liés à l'estimation des paramètres. *Biotechnology, Agronomy, Society and Environment* 6, 143-153.
- Pepler, S., Gooding, M.J., Ford, K.E., Ellis, R.H., 2005. A temporal limit to the association between flag leaf life extension by fungicides and wheat yields. *European Journal of Agronomy* 22, 363-373.
- Pepler, S., Gooding, M.J., Ellis, R.H., 2006. Modelling simultaneously water content and dry matter dynamics of wheat grains. *Field Crops Research* 95, 49-63.
- Perry Jr, C.R., Lautenschlager, L.F., 1984. Functional equivalence of spectral vegetation indices. *Remote Sensing of Environment* 14, 169-182.
- Porter, J.R., Gawith, M., 1999. Temperatures and the growth and development of wheat: a review. *European Journal of Agronomy* 10, 23-36.

- Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A.R., Kerr, Y.H., Sorooshian, S., 1994. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment* 48, 119-126.
- Rabbinge, R., van Diepen, C.A., 2000. Changes in agriculture and land use in Europe. *European Journal of Agronomy* 13, 85-99.
- Reeves, M.C., Zhao, M., Running, S.W., 2005. Usefulness and limits of MODIS GPP for estimating wheat yield. *International Journal of Remote Sensing* 26, 1403 - 1421.
- Reynolds, C.A., Yitayew, M., Slack, D.C., Hutchinson, C.F., Huete, A., Petersen, M.S., 2000a. Estimating crop yields and production by integrating the FAO Crop Specific Water Balance model with real-time satellite data and ground-based ancillary data. *International Journal of Remote Sensing* 21, 3487 - 3508.
- Reynolds, M.P., Delgado B, M.I., Gutiérrez-Rodríguez, M., Larqué-Saavedra, A., 2000b. Photosynthesis of wheat in a warm, irrigated environment: I: Genetic diversity and crop productivity. *Field Crops Research* 66, 37-50.
- Richards, R.A., 2000. Selectable traits to increase crop photosynthesis and yield of grain crops. *Journal of Experimental Botany* 51, 447-458.
- Ritchie, J.T., Otter, S., 1985. Description and performance of CERES-Wheat: A user-oriented wheat yield model. p. 159-175. In ARS Wheat Yield Project. ARS-38. Natural Technology Information Service, Springfield, Missouri.
- Ritchie, J.T., Godwin, D., unpublished book. CERES Wheat 2.0 (http://nowlin.css.msu.edu/wheat_book/CHAPTER2.html).
- Rochdi, N., 2003. Un modèle générique d'agrégation des feuilles dans un couvert végétal : application à la simulation du transfert radiatif. Ph.D. thesis, Institut National Agronomique Paris-Grignon, France.
- Satterthwaite, F.E., 1946. An Approximate Distribution of Estimates of Variance Components. *Biometrics Bulletin* 2, 110-114.
- Sawa, T., 1978. Information criteria for discriminating among alternative regression models. *Econometrica* 46, 1273-1291.
- Schnyder, H., Baum, U., 1992. Growth of the grain of wheat (*Triticum aestivum* L.). The relationship between water content and dry matter accumulation. *European Journal of Agronomy* 1, 51-57.

- Schnyder, H., 1993. The role of carbohydrate storage and redistribution in the source-sink relations of wheat and barley during grain filling — a review. *New Phytologist* 123, 233-245.
- Schulze, E.D., 1982. Plant life forms and their carbon, water, and nutrient relations. In: Lange, O.L., Nobel, P.S., Osmond, C.B. and Ziegler, H. (Eds.) *Encyclopedia of plant physiology. New Series, vol 12B, Physiological plant ecology II*. Springer-Verlag, Berlin. pp. 615-676.
- Slafer, G.A., 2007. Physiology of determination of major wheat yield components. In: Buck, H.T. et al. (Eds.), *Wheat Production in Stressed Environments*, Springer, pp. 557-565.
- Spitters, C.J.T., van Keulen, H., van Kraalingen, D.W.G., 1989. A simple and universal crop growth simulator: SUCROS87, *Simulation Monographs*, **32**. In: R. Rabbinge, S.A. Ward, H.H. van Laar, (Eds.). *Simulation and System Management in Crop Protection*, Pudoc, Wageningen (1989), pp. 147–181.
- Steven, M.D., Biscoe, P.V., Jaggard, K.W., 1983. Estimation of sugar beet productivity from reflection in the red and infrared spectral bands. *International Journal of Remote Sensing* 4, 325 - 334.
- Stoner, E.R., Baumgardner, M.F., 1981. Characteristic Variations in Reflectance of Surface Soils. *Soil Science Society of America Journal* 45, 1161-1165.
- Supit, I., 2000. An exploratory study to improve the predictive capacity of the Crop Growth Monitoring System as applied by the European Commission. *Treebook 4*. Heelsum: Treemail Publishers
- Sylvester-Bradley, R., Scott, R.K., Wright, C.E., 1990. Physiology in the production and improvement of cereals. London : Home-Grown Cereals Authority Research Review 18.
- Thomas, H., Stoddart, J.L., 1980. Leaf senescence. *Annual Review of Plant Physiology* 31, 83-111.
- Thomson, B.D., Siddique, K.H.M., 1997. Grain legume species in low rainfall Mediterranean-type environments II. Canopy development, radiation interception, and dry-matter production. *Field Crops Research* 54, 189-199.
- Tjørve, E., 2009. Shapes and functions of species–area curves (II): a review of new models and parameterizations. *Journal of Biogeography* 36, 1435-1445.

- Trombetti, M., Riaño, D., Rubio, M.A., Cheng, Y.B., Ustin, S.L., 2008. Multi-temporal vegetation canopy water content retrieval and interpretation using artificial neural networks for the continental USA. *Remote Sensing of Environment* 112, 203-215.
- Ustin, S., 2004. Remote Sensing for Natural Resource Management and Environmental Monitoring. *Manual of Remote Sensing, Volume 4*. Hoboken, NJ : John Wiley & Sons.
- van Ittersum, M.K., Leffelaar, P.A., van Keulen, H., Kropff, M.J., Bastiaans, L., Goudriaan, J., 2003. On approaches and applications of the Wageningen crop models. *European Journal of Agronomy* 18, 201-234.
- van Ittersum, M.K., Ewert, F., Heckeles, T., Wery, J., Alkan Olsson, J., Andersen, E., Bezlepkina, I., Brouwer, F., Donatelli, M., Flichman, G., Olsson, L., Rizzoli, A.E. et al., 2008. Integrated assessment of agricultural systems - A component-based framework for the European Union (SEAMLESS). *Agricultural Systems* 96, 150-165.
- van Leeuwen, W., Hutchinson, C., Drake, S., Doorn, B., Kaupp, V., Haithcoat, T., Likholetov, V., Sheffner, E., Tralli, D., 2011. Benchmarking enhancements to a decision support system for global crop production assessments. *Expert Systems with Applications* 38, 8054-8065.
- Vossen, P., Rijks, D., 1995. Early crop yield assessment of the EU Countries : the system implemented by the Joint Research Centre. Report EUR 16318 EN of the Office for Official Publications of the E.U. Luxembourg. 15-39 p.
- Weiss, M., Baret, F., Smith, G.J., Jonckheere, I., Coppin, P., 2004. Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination: Part II. Estimation of LAI, errors and sampling. *Agricultural and Forest Meteorology* 121, 37-53.
- Welles, J.M., Norman, J.M., 1991. Instrument for indirect measurement of canopy architecture. *Agronomy Journal* 83, 818-825.
- Wheeler, T.R., Hong, T.D., Ellis, R.H., Batts, G.R., Morison, J.I.L., Hadley, P., 1996. The duration and rate of grain growth, and harvest index, of wheat (*Triticum aestivum* L.) in response to temperature and CO₂. *Journal of Experimental Botany* 47, 623-630.
- Wiegand, C.L., Cuellar, J.A., 1981. Duration of grain filling and kernel weight of wheat as affected by temperature. *Crop Science* 21, 95-101.
- Wilcoxon, F., 1945. Individual Comparisons by Ranking Methods. *Biometrics Bulletin* 1, 80-83.

- Xie, Y., Sha, Z., Yu, M., 2008. Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review. *Journal of Plant Ecology* 1, 9-23.
- Zadoks, J.C., Chang, T.T., Konzak, C.F., 1974. A decimal code for the growth stages of cereals. *Weed Research* 14, 415-421.

LISTE DES PUBLICATIONS

Publications dans des journaux avec comité de lecture

- Kouadio, L., Djaby, B., Duveiller, G., El Jarroudi, M. and Tychon, B. (in press). Cinétique de décroissance de la surface verte et estimation du rendement du blé d'hiver. *Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement* (<http://hdl.handle.net/2268/105822>).
- Kouadio, L., Duveiller, G., Djaby, B., El Jarroudi, M., Defourny, P. and Tychon, B. 2012. Estimating regional wheat yield from the shape of decreasing curves of green area index temporal profiles retrieved from MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 18, 111-118 (<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2012.01.009>).
- El Jarroudi, M., Kouadio, L., Bertrand, M., Curnel, Y., Giraud, F., Delfosse, P., Hoffmann, L., Oger, R. and Tychon, B. 2012. Integrating the impact of wheat fungal diseases in the Belgian Crop Yield Forecasting System (B-CYFS). *European Journal of Agronomy* 40, 8-17 (<http://dx.doi.org/10.1016/j.eja.2012.02.003>).
- M. El Jarroudi, F. Giraud, P. Delfosse, L. Kouadio, L. Hoffmann, H. Maraite et B. Tychon. 2012. Maladies du blé d'hiver au Luxembourg. Les interactions entre climat, sol et phytotechnie montrent l'importance primordiale du facteur climat. *PHYTOMA, la Défense des Végétaux*, 650 : 53-59 (<http://hdl.handle.net/2268/113480>).
- L. Kouadio, B. Djaby, F. Giraud, P. Delfosse, B. Tychon et M. El Jarroudi. 2011. Images hémisphériques et leur analyse pour prévoir le rendement du blé d'hiver. Comment la phase de décroissance de la surface verte de la plante nous renseigne-t-elle sur le rendement final ? *PHYTOMA, la Défense des Végétaux*, 648 : 8-12. (<http://hdl.handle.net/2268/104113>)
- M. El Jarroudi, F. Giraud, P. Delfosse, L. Kouadio, L. Hoffmann, H. Maraite, B. Tychon. 2011. New method for establishing a network of operational warning of Septoria leaf blotch disease in winter wheat. *Phytopathology*, 101(6S): S47. (<http://hdl.handle.net/2268/95944>)
- M. El Jarroudi, F. Giraud, P. Delfosse, L. Kouadio, L. Hoffmann, H. Maraite, B. Tychon. 2011. Regional-based typology of the main fungal diseases affecting winter wheat in the Grand-Duchy of Luxembourg. *Phytopathology*, 101(6S): S47. (<http://hdl.handle.net/2268/95945>)

Publications dans des Actes de conférences

- Kouadio, L., Djaby, B., El Jarroudi, M., Tychon, B. Giraud, F., Delfosse, P. and Hoffmann, L. (2010). A simplified approach for wheat yield estimates based on metrics derived from green area index decreasing curves. In: Wery, J., Shili-Touzi, I., Perrin, A (Eds.), Proceedings of 'Agro2010 the XIth ESA Congress', Montpellier, August 29th – September 3rd, 2010. Agropolis International Editions. Montpellier, France. pp 915-916. (<http://hdl.handle.net/2268/81369>)

- El Jarroudi, M., Kouadio, L., Martin, B., Giraud, F., Delfosse, P., Hoffmann, L. and Tychon, B. (2010). Modelling plant diseases impact with the Belgian Crop Growth Monitoring System. In: Wery, J., Shili-Touzi, I., Perrin, A (Eds.), Proceedings of 'Agro2010 the XIth ESA Congress', Montpellier, August 29th – September 3rd, 2010. Agropolis International Editions. Montpellier, France. pp 519-520. (<http://hdl.handle.net/2268/81367>)

- Kouadio, L., Duveiller, G., Djaby, B., Defourny, P. and Tychon, B. (2010). Wheat Yield Estimates at NUTS-3 level using MODIS data: an approach based on the decreasing curves of green area index temporal profiles. In: Cawkwell, F. (Ed.), Proceedings of RSPSoc2010 Annual Conference, 1st-3rd September 2010, Cork, Ireland (Nottingham: RSPSoc), pp 214-221. (<http://hdl.handle.net/2268/82025>)

- Duveiller, G., Kouadio, L., Curnel, Y., Djaby, B., de Wit, A., Tychon, B. and Defourny, P. (2010). Exploring the potential of crop specific green area index time series to improve yield estimation at regional scale. In: Sobrino, J. A. (Ed.), Proceedings of the 3rd International Symposium on Recent Advances in Quantitative Remote Sensing (RAQRS'III), September 27th to October 1st, 2010, Torrent (Valencia), Spain. Universitat de Valencia, Servicio de Publicaciones. (<http://hdl.handle.net/2268/79506>)

ANNEXES

Annexe A : Plans d'expérimentation des parcelles au Grand Duché de Luxembourg

Les parcelles suivies au Luxembourg correspondent à celles suivies dans le cadre du projet SENTINELLE¹⁴. Ce projet, coordonné par le Centre de Recherche Public Gabriel Lippmann en collaboration avec le Département des Sciences et Gestion de l'Environnement de l'Université de Liège, a pour objectif l'aide à la décision des agriculteurs luxembourgeois en matière d'application des fongicides sur la culture de blé d'hiver sur base d'observations de terrain et de sorties du modèle PROCULTURE (El Jarroudi et al., 2009).



Figure A.1 : Plan d'expérimentation du site d'Everlange (saison culturale 2008/2009).

BBCH 'XX' correspond au stade phénologique 'XX' auquel est appliqué le produit fongicide.

¹⁴ Le projet SENTINELLE est financé par le Ministère de l'Agriculture, de la Viticulture et du Développement Rural-Administration des Services Techniques de l'Agriculture (ASTA) du Grand-Duché de Luxembourg.

BBCH39	BBCH31	Témoin	BBCH31+BBCH59
BBCH31+BBCH59	BBCH37	BBCH59	BBCH45
Témoin	BBCH31+BBCH37+BBCH59	BBCH39	BBCH37
BBCH59	Témoin	BBCH45	BBCH31
BBCH45	BBCH59	BBCH37	BBCH31+BBCH37+BBCH59
BBCH37	BBCH39	BBCH31+BBCH59	BBCH59
BBCH31	BBCH45	BBCH31+BBCH37+BBCH59	BBCH39
BBCH31+BBCH37+BBCH59	BBCH31+BBCH59	BBCH31	Témoin
Répétition 4	Répétition 3	Répétition 2	Répétition 1

Figure A.2 : Plan d'expérimentation des sites de Burmerange, Christnach et Reuler (saison culturale 2008/2009).

BBCH 'XX' correspond au stade phénologique 'XX' auquel est appliqué le produit fongicide.

Annexe B : Valeurs des metrics obtenus pour les sites de Belgique, Lorraine française et Grand-Duché de Luxembourg

Field	m _{gomp} (°C.j)	k _{gomp} (-)	m _{log} (°C.j)	k _{log} (-)	GAI _{max} (m ² .m ⁻²)	Country
LU_1	705.1	-0.0038	630.9	-0.0043	7.1	G.D. Luxembourg
LU_2	689.1	-0.0041	619.0	-0.0046	6.9	G.D. Luxembourg
LU_3	532.7	-0.0067	481.2	-0.0080	6.3	G.D. Luxembourg
LU_4	688.9	-0.0056	655.5	-0.0059	6.5	G.D. Luxembourg
LU_5	617.3	-0.0062	576.9	-0.0067	6.5	G.D. Luxembourg
LU_6	489.5	-0.0058	425.7	-0.0070	6.5	G.D. Luxembourg
LU_7	538.1	-0.0093	507.5	-0.0103	6.0	G.D. Luxembourg
LU_8	537.4	-0.0071	493.4	-0.0082	6.6	G.D. Luxembourg
LU_9	485.7	-0.0059	420.1	-0.0072	6.7	G.D. Luxembourg
LU_10	750.1	-0.0035	586.8	-0.0050	7.2	G.D. Luxembourg
LU_11	774.8	-0.0030	598.3	-0.0042	7.0	G.D. Luxembourg
LU_12	707.5	-0.0031	518.7	-0.0047	6.6	G.D. Luxembourg
BE_1	509.8	-0.00546	411.9	-0.00715	5.3	Belgique
BE_2	515.9	-0.00851	440.6	-0.01085	5.1	Belgique
BE_3	939.5	-0.00223	756.3	-0.00285	6.7	Belgique
BE_4	740.6	-0.00326	594.8	-0.00409	8.0	Belgique
BE_5	680.1	-0.00331	537.8	-0.00464	8.0	Belgique
BE_6	826.0	-0.00246	660.4	-0.00311	8.3	Belgique
BE_7	540.8	-0.00309	376.0	-0.0047	8.2	Belgique
BE_8	816.1	-0.00288	672.0	-0.00366	7.6	Belgique
FR_1	686.2	-0.00397	578.4	-0.00503	6.3	France
FR_2	794.3	-0.00391	702.5	-0.00459	6.3	France
FR_3	677.1	-0.00526	589.7	-0.00659	6.3	France
FR_4	675.4	-0.00439	574.7	-0.00559	6.4	France
FR_5	672.8	-0.00447	574.4	-0.00567	6.3	France
FR_6	782.9	-0.00389	686.4	-0.00462	6.6	France

Annexe C : Coefficients des paramètres des modèles évalués

		Fonction Gompertz modifiée				Fonction logistique			
		Intercept	m _{gomp}	k _{gomp}	GAI _{max}	Intercept	m _{log}	k _{log}	GAI _{max}
Belgique	Mod1	7.4016	0.0037		0.0399	7.2872	0.0043		0.0773
	Mod2	10.7199		162.0406	0.0233	11.1425		162.3238	-0.0066
	Mod3	6.743	0.0046	-84.2188		7.6603	0.0046	-6.9663	
	Mod4	4.6346	0.0051	-204.033	0.1727	5.7355	0.0053	-90.0059	0.1546
France	Mod1	5.3165	0.0037		0.0399	5.0437	0.0043		0.0773
	Mod2	8.7539		162.0406	0.0233	9.1138		162.3238	-0.0066
	Mod3	4.5653	0.0046	-84.2188		5.3182	0.0046	-6.9663	
	Mod4	2.5741	0.0051	-204.033	0.1727	3.4941	0.0053	-90.0059	0.1546
G.D.Luxembourg	Mod1	3.7948	0.0096		0.1253	-1.3317	0.0131		0.7355
	Mod2	-1.7063		67.1232	1.912	9.9361		371.5489	0.4624
	Mod3	1.6412	0.0127	-198.356		4.3277	0.013	112.0574	
	Mod4	-8.4827	0.0123	-391.207	1.4075	-1.5609	0.0131	-6.2455	0.7609

Annexe D : Valeurs des metrics obtenus selon les différentes dates de détermination du GAI_{max}

	m_{gomp}	m_{log}		m_{gomp}	m_{log}		m_{gomp}	m_{log}		m_{gomp}	m_{log}		m_{gomp}	m_{log}
	(°C.j)	(°C.j)		(°C.j)	(°C.j)		(°C.j)	(°C.j)		(°C.j)	(°C.j)		(°C.j)	(°C.j)
J-4	783.9	707.8	J-3	766.2	690.6	J-2	748.7	673.5	J-1	727.6	652.8	J	705.1	630.9
J-4	765.8	694.1	J-3	748.7	677.2	J-2	731.6	660.6	J-1	711	640.4	J	689.1	619
J-4	603.3	551.2	J-3	587.5	535.4	J-2	571.8	519.9	J-1	552.8	501.1	J	532.7	481.2
J-4	725.3	691.6	J-3	716.4	682.8	J-2	709.6	676	J-1	699.2	665.7	J	688.9	655.5
J-4	652.1	611.2	J-3	643.7	602.9	J-2	637.2	596.5	J-1	627.4	586.8	J	617.3	576.9
J-4	523.4	458.9	J-3	515.1	450.7	J-2	508.8	444.5	J-1	499.2	435	J	489.5	425.7
J-4	575.5	544.9	J-3	566.2	535.7	J-2	558.1	527.5	J-1	547.6	517.1	J	538.1	507.5
J-4	575.5	531.3	J-3	566.1	521.9	J-2	557.8	513.7	J-1	547.1	503.1	J	537.4	493.4
J-4	523.8	457.7	J-3	514.4	448.4	J-2	506.1	440.3	J-1	495.4	429.8	J	485.7	420.1
J-4	794.9	632	J-3	782.7	619.7	J-2	770.8	607.7	J-1	757.8	594.6	J	750.1	586.8
J-4	819.5	643.1	J-3	807.3	630.9	J-2	795.4	618.9	J-1	782.5	606	J	774.8	598.3
J-4	752	564.6	J-3	739.8	552.1	J-2	728	539.9	J-1	715.9	526.6	J	707.5	518.7

	k_{gomp}	k_{log}		k_{gomp}	k_{log}		k_{gomp}	k_{log}		k_{gomp}	k_{log}		k_{gomp}	k_{log}
	(-)	(-)		(-)	(-)		(-)	(-)		(-)	(-)		(-)	(-)
J-4	-0.0037	-0.0041	J-3	-0.0037	-0.0041	J-2	-0.0037	-0.0042	J-1	-0.0037	-0.0042	J	-0.0038	-0.0043
J-4	-0.004	-0.0045	J-3	-0.004	-0.0045	J-2	-0.004	-0.0045	J-1	-0.0041	-0.0046	J	-0.0041	-0.0046
J-4	-0.0066	-0.0078	J-3	-0.0066	-0.0079	J-2	-0.0066	-0.0079	J-1	-0.0067	-0.0079	J	-0.0067	-0.008
J-4	-0.0055	-0.0058	J-3	-0.0055	-0.0058	J-2	-0.0055	-0.0059	J-1	-0.0056	-0.0059	J	-0.0056	-0.0059
J-4	-0.0061	-0.0067	J-3	-0.0061	-0.0067	J-2	-0.0061	-0.0067	J-1	-0.0061	-0.0067	J	-0.0062	-0.0067
J-4	-0.0057	-0.0068	J-3	-0.0057	-0.0069	J-2	-0.0057	-0.0069	J-1	-0.0057	-0.0069	J	-0.0058	-0.007
J-4	-0.0092	-0.0102	J-3	-0.0092	-0.0102	J-2	-0.0093	-0.0103	J-1	-0.0093	-0.0103	J	-0.0093	-0.0103
J-4	-0.0071	-0.0081	J-3	-0.0071	-0.0081	J-2	-0.0071	-0.0081	J-1	-0.0071	-0.0082	J	-0.0071	-0.0082
J-4	-0.0058	-0.0071	J-3	-0.0058	-0.0072	J-2	-0.0058	-0.0072	J-1	-0.0059	-0.0072	J	-0.0059	-0.0072
J-4	-0.0035	-0.0049	J-3	-0.0035	-0.005	J-2	-0.0035	-0.005	J-1	-0.0035	-0.005	J	-0.0035	-0.005
J-4	-0.003	-0.0041	J-3	-0.003	-0.0042	J-2	-0.003	-0.0042	J-1	-0.003	-0.0042	J	-0.003	-0.0042
J-4	-0.003	-0.0046	J-3	-0.003	-0.0046	J-2	-0.0031	-0.0046	J-1	-0.0071	-0.0047	J	-0.0031	-0.0047

	m _{gomp} (°C.j)	m _{log} (°C.j)		m _{gomp} (°C.j)	m _{log} (°C.j)		m _{gomp} (°C.j)	m _{log} (°C.j)		m _{gomp} (°C.j)	m _{log} (°C.j)		m _{gomp} (°C.j)	m _{log} (°C.j)
J	705.1	630.9	J+1	686.1	612.4	J+2	671.3	598.1	J+3	646	573.5	J+4	646	573.5
J	689.1	619	J+1	670.6	600.8	J+2	656.2	586.8	J+3	631.5	562.6	J+4	631.5	562.6
J	532.7	481.2	J+1	515.6	464.2	J+2	502.3	451.1	J+3	479.5	428.5	J+4	479.5	428.5
J	688.9	655.5	J+1	674.6	641.4	J+2	660.1	627	J+3	644.3	611.4	J+4	635.8	603
J	617.3	576.9	J+1	604.3	564	J+2	590.7	550.5	J+3	576	536	J+4	568.1	528.2
J	489.5	425.7	J+1	476.6	412.9	J+2	463.4	400	J+3	443.9	383.7	J+4	450.4	382.6
J	538.1	507.5	J+1	524.1	493.7	J+2	509.7	479.3	J+3	494.4	464.1	J+4	485.3	455.1
J	537.4	493.4	J+1	523	479.3	J+2	508.2	464.7	J+3	492.5	449.2	J+4	483.2	440
J	485.7	420.1	J+1	471.6	406.3	J+2	456.9	391.9	J+3	441.4	376.7	J+4	432.2	367.8
J	750.1	586.8	J+1	741.1	577.7	J+2	729.2	565.7	J+3	714.3	550.7	J+4	703.3	539.6
J	774.8	598.3	J+1	765.9	589.3	J+2	754	577.4	J+3	739.2	562.7	J+4	728.3	551.8
J	707.5	518.7	J+1	442.3	509.5	J+2	686.9	497.3	J+3	412.6	482.2	J+4	400.2	471

	k_{gomp}	k_{log}		k_{gomp}	k_{log}		k_{gomp}	k_{log}		k_{gomp}	k_{log}		k_{gomp}	k_{log}
	(-)	(-)		(-)	(-)		(-)	(-)		(-)	(-)		(-)	(-)
J	-0.0038	-0.0043	J+1	-0.0038	-0.0043	J+2	-0.0039	-0.0043	J+3	-0.0039	-0.0044	J+4	-0.0039	-0.0044
J	-0.0041	-0.0046	J+1	-0.0041	-0.0047	J+2	-0.0042	-0.0047	J+3	-0.0042	-0.0048	J+4	-0.0042	-0.0048
J	-0.0067	-0.008	J+1	-0.0067	-0.008	J+2	-0.0068	-0.008	J+3	-0.0068	-0.0081	J+4	-0.0068	-0.0081
J	-0.0056	-0.0059	J+1	-0.0056	-0.0059	J+2	-0.0057	-0.006	J+3	-0.0057	-0.006	J+4	-0.0057	-0.0061
J	-0.0062	-0.0067	J+1	-0.0062	-0.0067	J+2	-0.0062	-0.0068	J+3	-0.0062	-0.0068	J+4	-0.0062	-0.0068
J	-0.0058	-0.007	J+1	-0.0058	-0.007	J+2	-0.0058	-0.007	J+3	-0.0062	-0.0074	J+4	-0.0054	-0.0066
J	-0.0093	-0.0103	J+1	-0.0093	-0.0103	J+2	-0.0093	-0.0103	J+3	-0.0093	-0.0103	J+4	-0.0093	-0.0103
J	-0.0071	-0.0082	J+1	-0.0072	-0.0082	J+2	-0.0072	-0.0082	J+3	-0.0072	-0.0083	J+4	-0.0073	-0.0083
J	-0.0059	-0.0072	J+1	-0.0059	-0.0073	J+2	-0.006	-0.0073	J+3	-0.006	-0.0074	J+4	-0.006	-0.0074
J	-0.0035	-0.005	J+1	-0.0035	-0.005	J+2	-0.0036	-0.005	J+3	-0.0036	-0.005	J+4	-0.0036	-0.005
J	-0.003	-0.0042	J+1	-0.003	-0.0042	J+2	-0.003	-0.0042	J+3	-0.003	-0.0042	J+4	-0.003	-0.0042
J	-0.0031	-0.0047	J+1	-0.0072	-0.0047	J+2	-0.0031	-0.0047	J+3	-0.0074	-0.0047	J+4	-0.0074	-0.0047

Annexe E: Example of program used to test the robustness of selected model

/* Macro used for the validation phase. The model assessed here involves metrics m_{gomp} and GAI_{max} as explanatory variables */

%macro bootstrap (Nsamples);

/* Bootstrap with case resampling. This step involves sampling with a replacement from our original dataset to generate a new dataset three-quarters the size of our original dataset. The bootstrapped datasets are stored together as one big dataset called boot */

```
proc surveyselect data=FL_NUTS_all
method=urs
samprate=0.75
rep=&nsamples.
out=boot;
run;
```

/* Perform regression on the new dataset */

```
proc genmod data=boot;
class Country;
model Yield= Country Mgomp GAImax /type3 ;
freq numberhits;
by replicate;
output out=Estimation p=yhat resdev=residu ; run;
data estimation;
set estimation;
rest=abs(residu); run;
proc means data=estimation n mean std clm;
var rest ;
title 'bootstrap results'; run;
```

%mend;

%bootstrap(500);

Annexe F: Exemple de macro utilisé pour le test de la robustesse des modèles

/* le modèle évalué dans cette macro a pour paramètres $m_{\log}$, $k_{\log}$ et $GAI_{\max}$ */

```
%macro bootstrap1 (Nsamples);  
title 'bootstrap results';  
    proc surveyselect data = summary tab 5  
        method=urs samprate=0.75 rep=&nsamples. out=boot21; run;  
  
    proc genmod data=boot21 ;  
        ods select none;  
        class nuts_id;  
        model Yield= nuts_id Mlog klog GAImax /type3 ;  
        freq numberhits;  
        by replicate;  
        output out=Estimation21 p=yhat resdev=resid1 ;  
        run;  
  
        ods select all;  
        data estimation21;  
        set estimation21;  
        rest=abs(resid1);  
        run;  
  
        proc means data=estimation21 n mean std clm;  
            var rest ;  
        run;  
%mend;  
%bootstrap1(750);
```

Annexe G: Comparaisons graphiques entre les rendements estimés et les rendements officiels (modèles basés sur les metrics dérivés de pixels ayant des puretés supérieures ou égales à 75%)

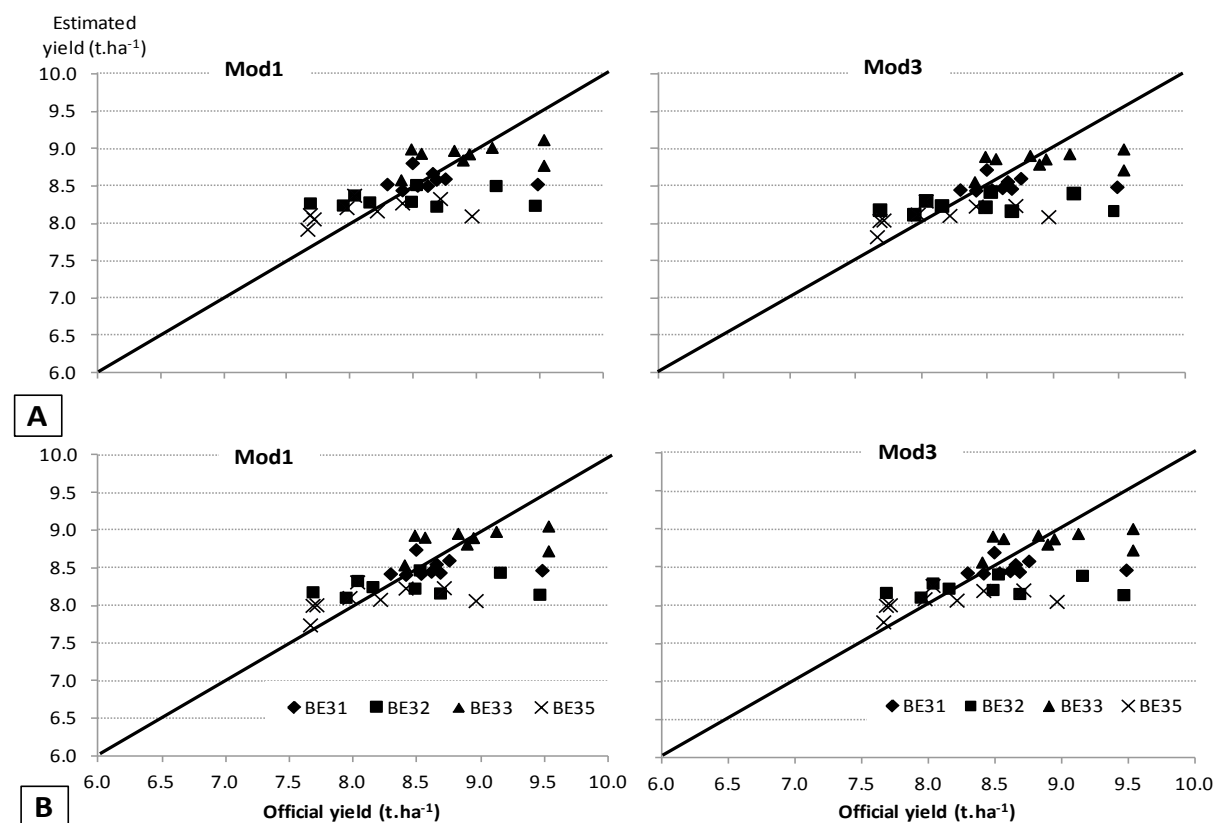


Figure G.1 : Comparaison entre les rendements officiels et les rendements estimés pour l'ensemble des NUTS2

A. Estimation à la date DoY 181. **B.** Estimation à la date DoY 200.

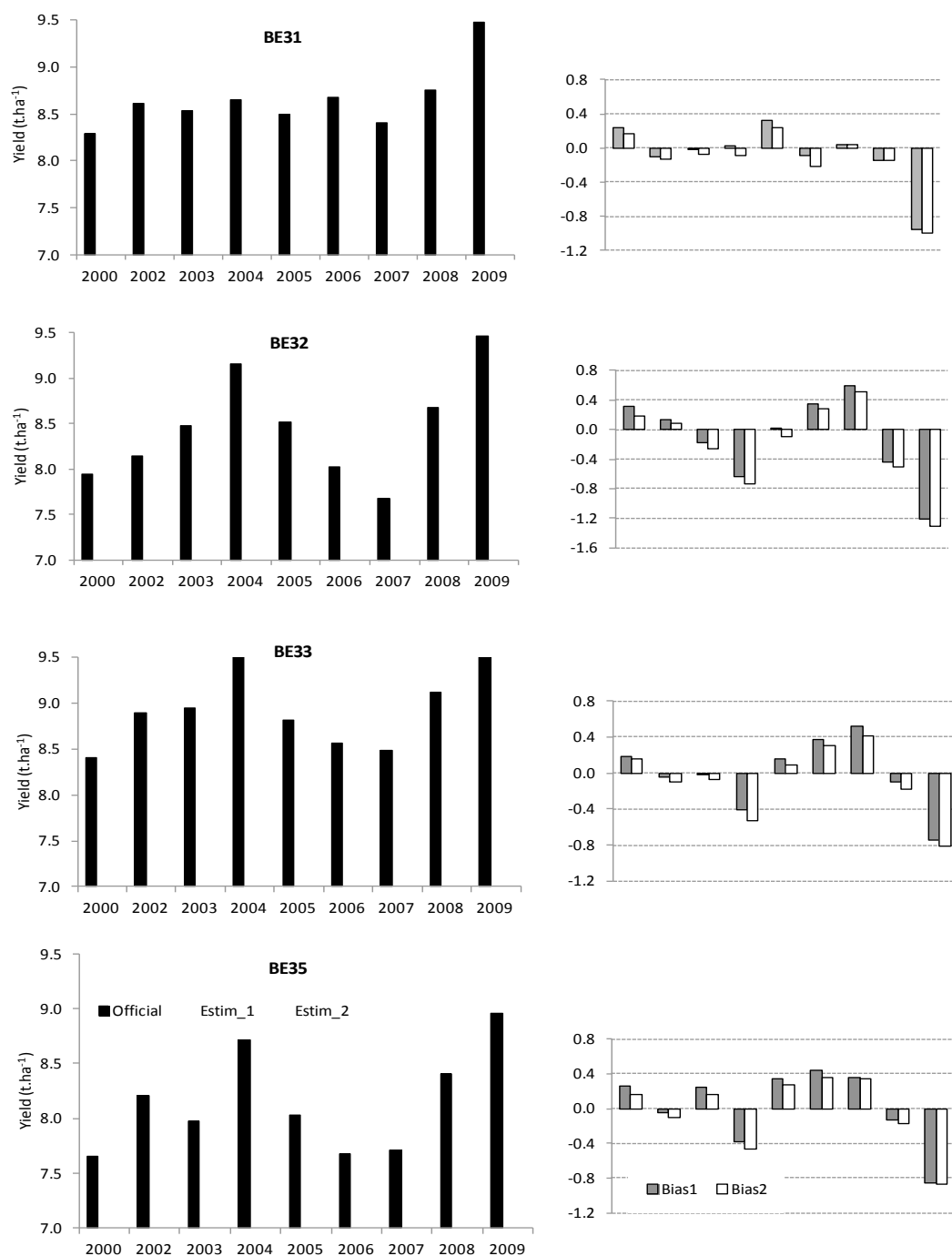


Figure G.2 : Comparaison entre les rendements officiels et les rendements estimés par les modèles Mod1 (Estim_1) et Mod3 (Estim_2) à la date E1 (DoY 181)

$$\text{Bias} = \text{Estimated Yield} - \text{Official Yield}$$

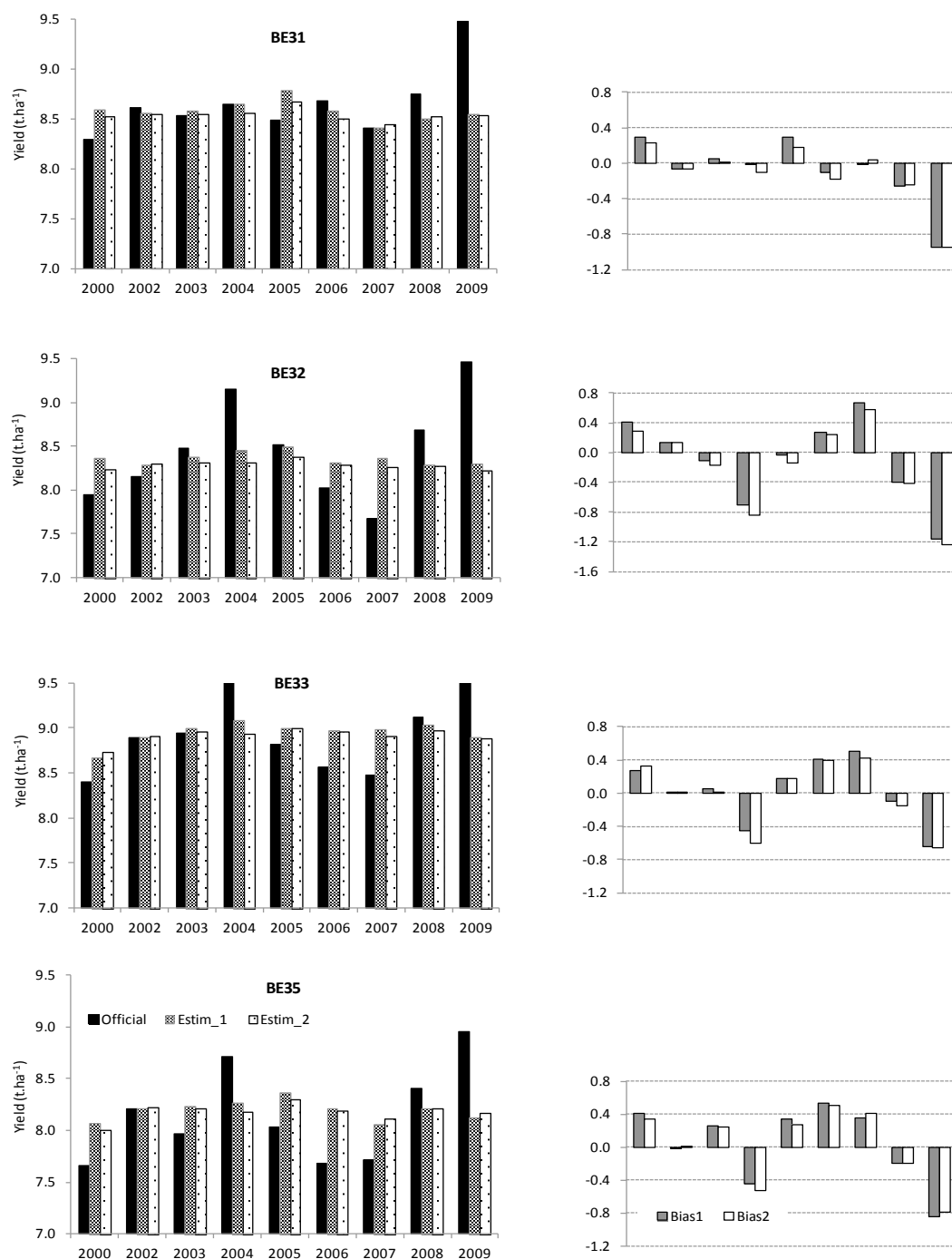


Figure G.3 : Comparaison entre les rendements officiels et les rendements estimés par les modèles Mod1 (Estim_1) et Mod3 (Estim_2) à la date E2 (DoY 200)

$$\text{Bias} = \text{Estimated Yield} - \text{Official Yield}$$