

APPORT DES IMAGES SATELLITES MULTI-SPECTRALES (OPTIQUE ET RADAR) POUR LA CLASSIFICATION DES SURFACES EN HERBE

Claire Marais Sicre¹, Rémy Fieuzal¹, Frédéric Baup¹

(1) CESBIO, Université de Toulouse, CNES/CNRS/IRD/UPS, Toulouse, France,
claire.marais-sicre@cesbio.cnes.fr; remy.fieuzal@cesbio.cnes.fr; frederic.baup@cesbio.cnes.fr.

Résumé

Les surfaces en herbe jouent un rôle important tant en terme économique qu'environnemental. Elles regroupent une grande diversité de végétation herbacée (pérenne ou éphémère) et occupent une partie importante de l'espace agricole français (zones de pâtures, prairies, milieux agro-naturels présents entre deux cultures principales). Dans ce contexte, cette étude vise à quantifier l'apport de l'imagerie satellitaire multi-spectrale (optique et radar) pour la mise en évidence des surfaces en herbe.

Pour ce faire, des classifications supervisées orientées objet, basées sur un algorithme Random Forest et un zonage majoritaire en post-traitement sont utilisées. Cette étude émane de l'expérience de surveillance des cultures multi-capteurs (MCM'10) menée en 2010 sur une zone de polyculture située dans le sud-ouest de la France, à proximité de Toulouse. L'étude s'appuie sur des images satellites acquises entre le 14 et le 18 avril 2010, avec, en radar, des images en bandes X, C et L (de polarisation HH), en optique, une image Formosat-2, et des données terrain concomitantes acquises le 14 avril 2010. Les résultats montrent que la combinaison des images acquises en bande L (Alos) et en optique (Formosat-2) améliore les performances de la classification (précision globale = 0,85 ; Kappa = 0,81) par rapport à l'utilisation des seuls capteurs radar ou optique. Par ailleurs, la performance F-score obtenue pour les surfaces en herbe varie entre 0,1 pour Formosat-2 ; 0,34 pour la combinaison Formosat-2/ Alos et 0,52 pour Alos. Ainsi, les résultats montrent que la qualité de la classification des surfaces en herbe augmente avec l'augmentation de la longueur d'onde des images utilisées.

Mots-clés : Agriculture - Classification - Random Forest - Usage et occupation du sol - Optique - Radar - Formosat-2 - TerraSAR-X - Radarsat-2 - Alos PALSAR - Surface en herbe

Abstract

The grassland plays an important role both in economic and in environmental terms. They include a wide variety of herbaceous vegetation (perennial or ephemeral) and are an important part of the French agricultural land (pasture areas, meadows, agro-natural environments present between two main crops). In this context, the objective of this study is to quantify the contribution of multi-spectral satellite imagery (optical and radar) for the grassland classification.

Object-oriented supervised classifications, based on a Random Forest algorithm and a majority zoning post-treatment are used. This study emerges from the experience for multi-sensor crop monitoring (MCM'10) conducted in 2010 on a mixed farming area in the southwest of France, near Toulouse. It is based on satellite images acquired between 14 and 18 April 2010, with radar images in the X, C and L-bands (HH polarization), optics image, delivered by Formosat-2 and concomitant field data acquired on April 14, 2010. The results show that the combination of images acquired in the L-band (Alos) and optical (Formosat-2) improves the classification performance (overall accuracy = 0.85; kappa = 0.81) compared to the use of only radar or optical data. Furthermore, the F-score performance obtained for grass cover varies between 0.1 for Formosat-2 to 0.34 for the combination Formosat-2/Alos and 0.52 for Alos. Thus, the results show that the quality of the classification of grassland increases with the increase of the wavelength of the images used.

Keywords : Agricultural - Classification - Random Forest - Land Cover - Land Use - Optical - Radar - Formosat-2 - TerraSAR-X - Radarsat-2 - Alos Palsar - Grassland.

1. Introduction

Les surfaces en herbe (composées de plusieurs espèces) occupent une part importante des agro-systèmes. Ce sont des espaces pluriels [Dusseux et al. 2014] que l'on peut séparer en quatre catégories : les prairies permanentes (pérennes), temporaires (semis annuel) ou artificielles (semis pour plusieurs années), ou les espaces recolonisés par la végétation entre deux cultures principales (repousses ou adventices sur chaumes). L'intérêt d'une meilleure détection des surfaces en herbe s'inscrit dans le suivi des modes de gestion qui affectent les systèmes environnementaux (suivi des états de surface ou des couverts végétaux intermédiaires pièges à nitrate, par exemple). En effet, ces espaces enherbés ont un rôle important en terme économique (stocks de fourrages) [Vigneau-Loustau & Huyghes, 2008], en terme environnemental (diminution du ruissellement de surface et par voie de conséquence préservation de la qualité de l'eau et des sols) [Vertès et al. 2010] et en terme de biodiversité (réservoir faunistique et floristique) [Metera et al. 2010]. La gestion de ces espaces est donc cruciale.

À ce jour, la plupart des efforts régionaux et mondiaux en termes de gestion des espaces agro-écologiques s'appuient sur des sources d'informations qui proviennent du terrain (statistiques fournies par les chambres et/ou le ministère de l'agriculture). Parallèlement, l'utilisation croissante d'images satellites, à très hautes résolutions spatiales et temporelles, apporte aux gestionnaires des territoires, diverses informations sur les modes d'occupation du sol, à l'échelle des bassins versants voire des paysages. Ces images acquises dans une large gamme de longueurs d'ondes (dans les domaines de l'optique et des micro-ondes) et renforcées par les missions récentes ou à venir (Sentinel-1/2, Venùs), constituent le socle de méthodes opérationnelles *ad hoc* pour le suivi des surfaces en herbe par télédétection spatiale.

Ces données satellites ont été largement exploitées pour surveiller et cartographier les surfaces continentales [Jacquemoud et al. 2009, McNairn et al. 2009a, Waldner F. et al. 2015, Betbeder et al. 2015], étudier les cultures [Bastiaanssen et al. 2000, Seelan. et al 2003, Hadria et al. 2009, Moran et al 2012], identifier les pratiques agricoles [Fieuzal et al 2011, Marais Sicre et al. 2014, Marais Sicre et al. 2016], ou estimer les paramètres biophysiques ou le rendement des cultures [Dabrowska-Zielinska et al. 2002, Duchemin et al 2006, Soria-Ruiz et al. 2007, Claverie et al. 2012, Atzberger et al. 2013, Duchemin et al. 2015, Baup et al., 2016, Betbeder et al., 2016]. D'autre part, au regard de la complémentarité des signaux optiques et radar (notamment des différentes capacités de pénétration), celles-ci ont également été utilisées en synergie pour améliorer la précision de la cartographie des surfaces agricoles [Amarsaikhan et

al. 2004, Blaes et al. 2005, McNairn et al. 2009b, Hong et al. 2014].

Diverses méthodes de détection des changements d'occupation du sol par classifications de données multi-temporelles multi-sources ont été proposées et évaluées ces dernières années [Lu et al. 2007, Mountrakis et al. 2011, Srivastava et al. 2012, Hussain et al. 2013, Tewkesbury et al.2015]. Les approches multi-dates permettent d'obtenir de bons résultats [McNairn 2009a; Inglada et al. 2016] mais les performances des signaux satellites restent difficiles à comparer. En effet, les études menées sur différents sites présentent des occupations du sol ou des états de surface spécifiques, et/ou s'appuient sur un nombre limité de configurations de longueurs d'onde utilisées. Par ailleurs, les classifications multi-temporelles s'appuient sur une dynamique temporelle des états de surface mais arrivent plus tardivement dans la saison culturale. L'approche mono date, plus précoce, offre la stabilité des états de surface nécessaire à l'estimation des apports des différents signaux satellites (rugosité du sol, humidité, occupation du sol). Pour les prairies, des résultats médiocres ont été évoqués par [Schuster et al. 2015], avec F-score de 23% avec une scène TerraSAR et 40% avec une scène Rapideye. Cette mauvaise détection est liée à la grande diversité structurelle et temporelle de ces formations végétales, dont la réponse spectrale est très proche de celle des cultures, à différents stades phénologiques [Dusseux et al., 2014].

Dans ce contexte, l'objectif de cette étude vise à déterminer l'apport des différents domaines spectraux, à savoir l'optique et les micro-ondes (polarisation HH), pour la classification des surfaces en herbe en regard des autres occupations du sol en présence: cultures et différents états de sols nus.

Deux types de classificateurs, appropriés à la discrimination des espaces agricoles ont été envisagés : Support Vector Machine (SVM) et Random Forest (RF) [Breiman 2001, Vapnik 1979, Pal et al. 2005, Duro et al. 2012.; Loosvelt et al. 2012; Du et al. 2015].

La première section de l'article présente le site d'étude ainsi que les données utilisées (images satellites et données de terrain) ; la seconde section présente la méthode (pré-traitements des données, algorithmes de classification et de post-traitements) ; enfin la troisième section présente une analyse des résultats. Le potentiel des différentes bandes de fréquence et/ou combinaisons de fréquences est abordé à travers les performances de détection des surfaces en herbe, puis les mélanges qui affectent cette classe d'occupation du sol sont discutés.

2. Site d'étude

Le site d'étude est localisé dans le Sud-ouest de la France, à proximité de Toulouse (centré sur les coordonnées : 43°29'36"N, 1°14'14"E, Figure 1).

Comme en attestent les données de la station météorologique de référence située près de la commune de Lamasquère, cette zone est soumise à un climat tempéré. Lors de l'année 2010, la pluviométrie s'élève à 600 mm, avec des valeurs mensuelles extrêmes enregistrées en avril et en mai (respectivement 18 et 125 mm). Une forte amplitude

thermique est également observée, avec des températures moyennes de l'air qui varient de quelques degrés en hiver à 25°C en été (Figure 3). Dans cette région de plaines et de collines alluviales, les pentes les plus raides (maximum 13,4°) se trouvent principalement dans les zones de transition entre altitudes faible (174 m) et moyenne (319 m).

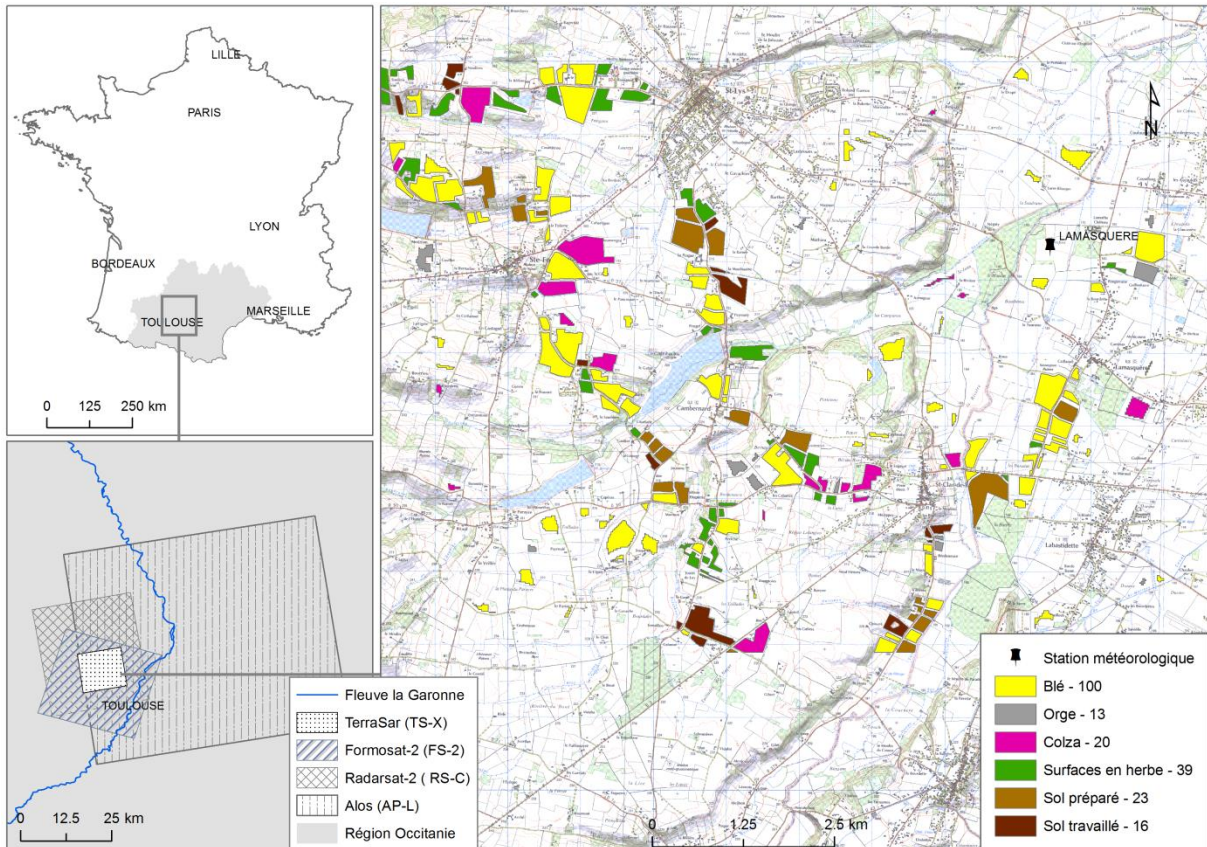


Figure 1 : Emprises des images optique et radar superposées sur le site d'étude, et localisation des parcelles suivies le 14 avril 2010 (avec leur quantité);

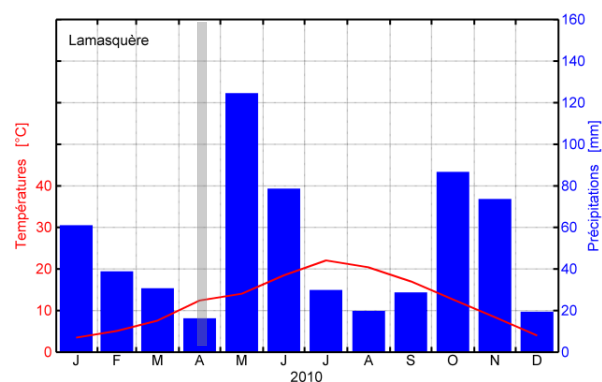


Figure 2: Diagramme ombro-thermique de l'année 2010. La température moyenne mensuelle de l'air (en rouge) et le cumul mensuel des précipitations (en bleu) sont collectés par la station météorologique sise à proximité de la commune de Lamasquère. La période de l'étude est matérialisée par le trait vertical gris.

Le site d'étude est majoritairement dédié aux activités agricoles (polyculture et élevage). Il est principalement composé de parcelles agricoles

(allouées aux cultures d'hiver ou d'été) et surfaces en herbe de type prairies permanentes ou temporaires. Ces dernières servent de zones de pâture, d'espace de production fourragère ou sont comptabilisées

comme 'zones de gel' (entre deux périodes de culture) par les exploitants agricoles. Enfin, le paysage est également composé de forêts, de zones urbaines ou artificialisées, et de retenues d'eau.

3. Images satellite et données de terrain

Au cours de l'année 2010, la campagne expérimentale 'Multispectral Crop Monitoring' [MCM'10, Baup et al. 2012] a permis la collecte régulière et quasi-synchrone de données satellites multi-capteurs et d'observations *in-situ*. Les principales caractéristiques des données nécessaires à l'étude sont présentées dans les sections ci-dessous.

3.1. Les images satellite

L'étude s'appuie sur des images acquises dans différents domaines de longueur d'onde : le visible et l'infrarouge, avec les données du satellite Formosat-2 qui délivre des images en réflectance dans le bleu, le vert, le rouge et le proche infrarouge (respectivement, 0,45 à 0,52; 0,52 à 0,60; 0,63 à 0,69 et 0,76 à 0,90 μm) et les micro-ondes, avec les données des satellites TerraSAR-X, Radarsat-2 et Alos qui délivrent des signaux en bandes X, C et L (respectivement 3,1 ; 5,5 et 23,6 cm). Les images ont été acquises dans un intervalle de 4 jours (Tableau 1), le 14 avril pour TerraSAR-X et Alos, le 15 pour Radarsat-2, et le 18 pour Formosat-2 (Figure 3). Lancé en mai 2004 sur une orbite héliosynchrone, le satellite taïwanais Formosat-2 transporte un capteur à barrettes fournissant des images à haute résolution spatiale avec un angle de visée constant, [Chern et al., 2006]. Les images ont une résolution spatiale de

8 m en mode multi-spectral. L'image datée du 18 avril 2010 est centrée sur le site d'étude et couvre une surface de 24x24 km². Dans le cadre du programme "Kalidéos" du Centre National d'Etudes Spatiales (CNES), l'image a été ortho-rectifiée, a bénéficié d'une détection des nuages ainsi que de corrections atmosphériques et radiométriques [Rabaute et al. 2012]. La précision de localisation moyenne est environ d'un pixel.

TerraSAR-X est un satellite d'observation de la Terre allemand lancé en juin 2007, son orbite est quasi polaire. Il fournit des images radar à haute résolution spatiale, dans plusieurs modes (Spotlight, Stripmap, et ScanSAR), avec différents états de polarisation (HH, HV, VV, et/ou VH). L'image du 14 avril est acquise en mode Spotlight, selon une orbite ascendante, avec une co-polarisation simple (HH), et un angle d'incidence de 32,3°.

Le satellite d'observation de la Terre canadien Radarsat-2 a été lancé en décembre 2007 sur une orbite polaire héliosynchrone. Il fournit des images radar dans plusieurs modes, en co-polarisation simple (HH, VV), et polarisation croisée (HV, VH). L'image du 15 avril 2010 est acquise en mode Fine Quad Polar (FQP), selon une orbite ascendante, dans les quatre états de polarisation. Dans un souci de comparaison de longueurs d'ondes, seule la co-polarisation HH disponible pour tous les capteurs radar sera utilisée dans cette étude.

Alos est un satellite japonais lancé en janvier 2006 sur une orbite héliosynchrone quasi polaire. Il fournit des images radar à haute résolution spatiale dans plusieurs modes. L'image du 14 avril 2010 est acquise en Fine Beam Single (FBS), selon une orbite ascendante, en co-polarisation HH et un angle d'incidence de 38,7° (Jung et al. 2014).

	Date acquisition	Bande spectrale	Mode	Orbite	Angle	Résolution (taille pixel)	Fauchée
TerraSAR (TS-X-HH)	14/04/2010	X	SL	A	32,3	2	10 km
Radarsat-2 (RS-C-HH)	15/04/2010	C	FQP	A	30	5	25 km
Alos (AP-L-HH)	14/04/2010	L	FBS	A	38,7	6,25	70 km
Formosat-2 (FS-2:B1-B2-B3-B4-MS)	18/04/2010	B-V-R-PIR	MS	D	+/-45	8	24 km

Tableau 1: Récapitulatif des principales caractéristiques des images optiques et radar.

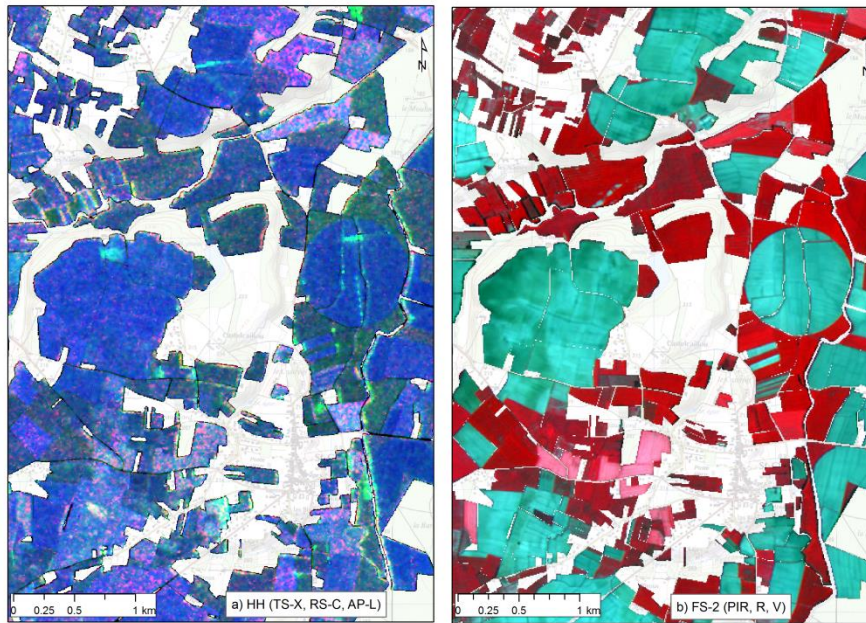


Figure 3 : Compositions colorées multi-fréquences sur la base des images et d'un fond du scan 25 de l'IGN
a) radar (TS-X, 14/04/10; RS-C, 15/04/10; AP-L, 14/04/10) et b) optique (FS-2 MS, 18/04/10).

Les trois images radar sont calibrées radiométriquement puis géo-référencées en utilisant les ortho-photos à 0,50 m de résolution, fournies par l'Institut Géographique National (IGN). 70 points de référence ont permis d'obtenir une précision de géo-localisation moyenne de 2 pixels [Fieuzal et al. 2013].

3.2. Données terrain de référence

Les observations, collectées *in-situ*, sont concomitantes aux acquisitions satellites. Elles portent sur l'identification de six classes d'occupation du sol, trois classes de cultures (blé, orge et colza), une classe de surfaces en herbe et deux états de sols nus. Pour palier le décalage temporel entre le passage des satellites et la collecte de données *in situ*, un suivi terrain régulier du même parcellaire a permis une identification formelle des occupations du sol et des états de surface à une date donnée. Ainsi,

seules les parcelles identifiées de même occupation du sol lors des sorties terrain du 14 et du 30 avril ont été conservées.

La collecte vise à échantillonner 211 parcelles présentant des caractéristiques contrastées (différences de pentes, types de sol, expositions, pratiques culturales, formes et surfaces), afin de rendre compte de la variabilité de la zone d'étude (Figure 1). Ce réseau de parcelles (avec des surfaces comprises entre 0,2 et 19,7 hectares) permet de caractériser la distribution spatiale et les hétérogénéités observées dans chacune des classes considérées, ainsi que les niveaux de rugosité associés aux états de la surface. La Figure 4 montre les stades phénologiques des différentes cultures et types d'occupation du sol présents sur le site d'étude en avril 2010, qui sont contextualisés dans le chronogramme montrant le cycle de développement des cultures et surfaces en herbe.

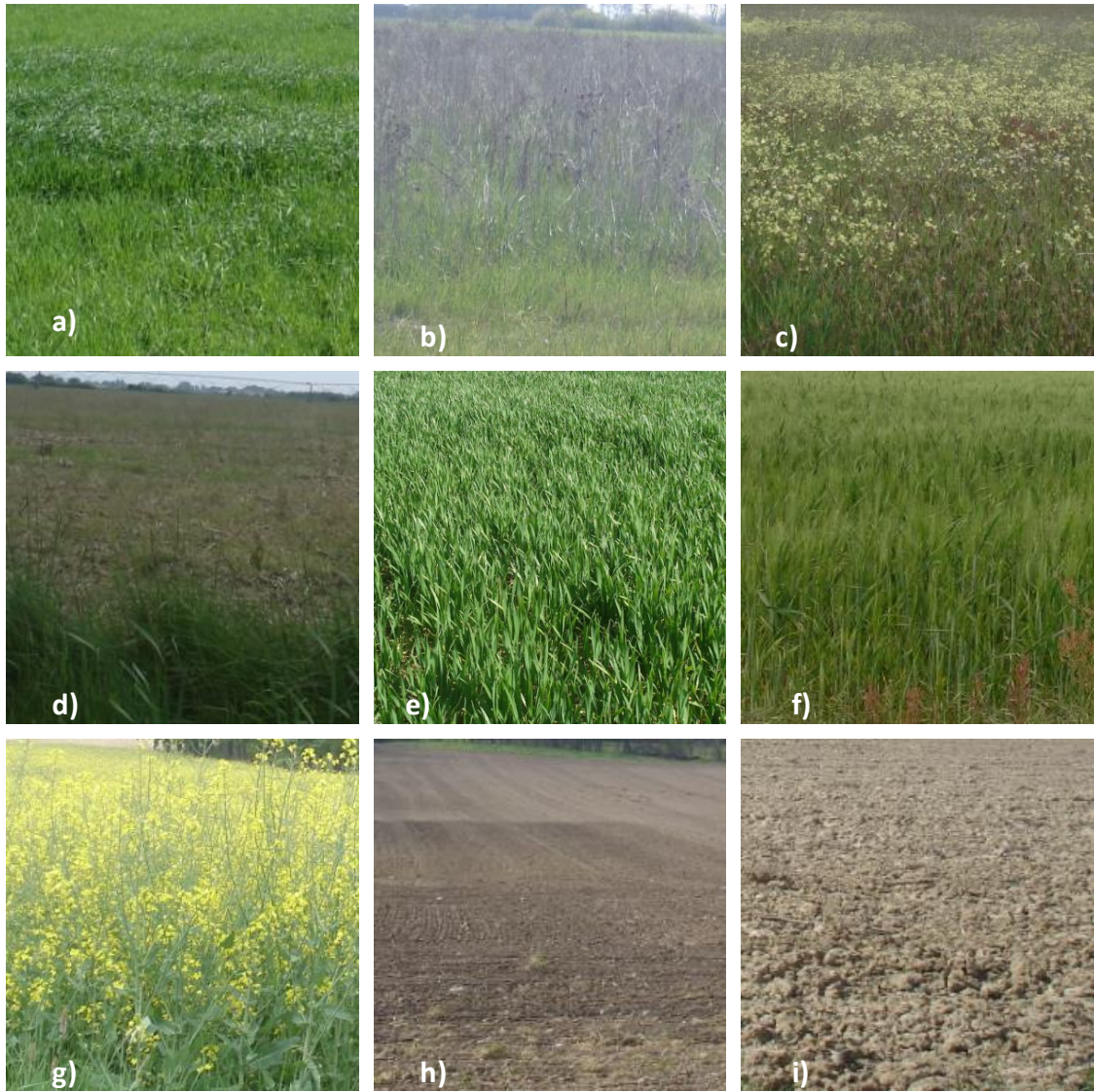


Figure 4: Stades phénologiques des différents cultures et types d'occupation du sol en avril 2010 a, b, c & d) 4 types de surfaces en herbe, e) blé, f) orge, g) colza, h) sol préparé et i) sol travaillé.

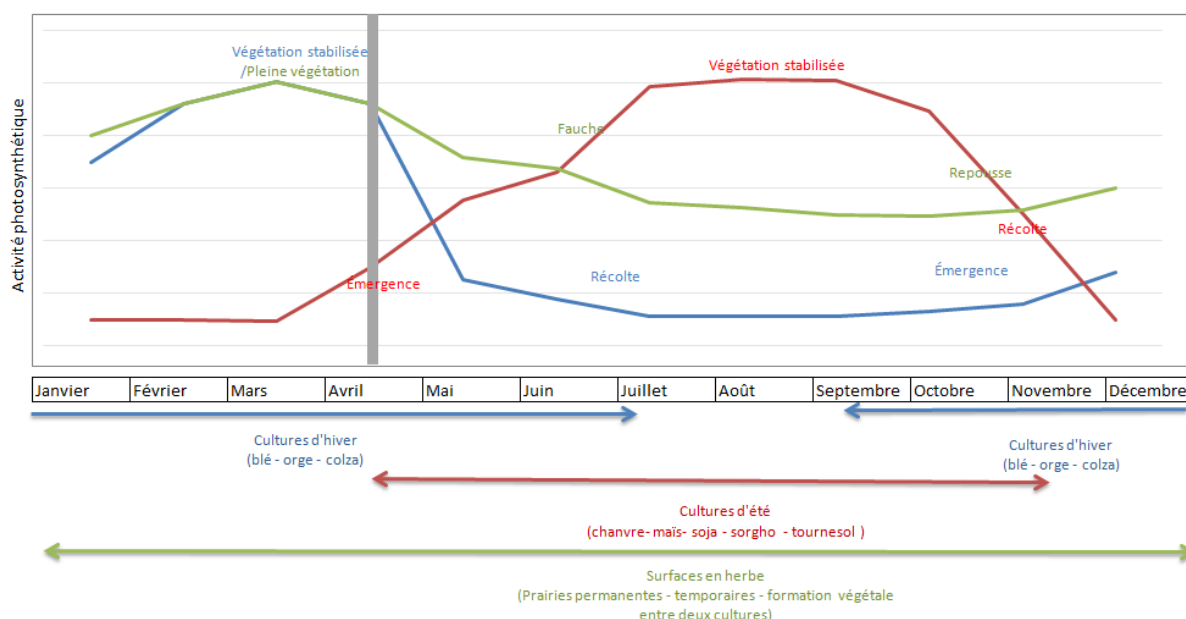


Figure 5: Cycle de développement des cultures d'hiver, des surfaces en herbe et des cultures d'été. Le trait vertical gris représente la période d'acquisition des images.

Les parcelles peuvent être regroupées en 4 classes d'occupation du sol : 39 de surfaces en herbe (Figure 4 a à d) 100 parcelles de blé, (Figure 4 e), 13 d'orge (Figure 4 f), et 20 de colza (Figure 4 g).

Le 14 avril 2010 les surfaces en herbes sont majoritairement verdoyantes (Figure 4 a à d). Toutefois, elles sont composées de nombreuses espèces végétales, présentant des cycles végétatifs spécifiques, rarement synchrones. Cette grande diversité se traduit visuellement par un large éventail de tailles (variant de 5 à 50 cm), de couleurs (allant du jaune au vert) et de stades de développement (phase de croissance, floraison, sénescence). D'autre part, cette hétérogénéité peut être renforcée par les conditions météorologiques, le type de sol ou le mode de gestion de ces surfaces qui peuvent être pérennes, temporaires (espaces recolonisés entre deux cultures) ou artificiels (issus d'un semis). Les surfaces en herbe sont donc tant une occupation du sol, qu'un état de surface de durée variable pour les parcelles en attente du semis de la culture suivante.

Après une phase de latence pendant l'hiver, le blé, l'orge et le colza sont une phase de croissance au printemps (Figure 5). Le 14 avril 2010, les orges sont épiées mais les blés, sauf exceptions liées à des semis précoces ou à des effets variétaux, ne le sont pas encore (Figure 4e et f). Blés et orges ont des densités de peuplement voisines, et une hauteur moyenne de 40 cm. Les colzas sont en fleurs avec une hauteur moyenne 150 cm (Figure 4 g).

Enfin, certaines parcelles sont dépourvues de végétation. Elles viennent d'être semées ou sont en passe de l'être avec des cultures d'été (chanvre, maïs, soja, sorgho ou tournesol) (Figure 5). Ces parcelles sont caractérisées par leur niveau de rugosité du sol, avec la distinction de deux classes

d'état de surface : les sols préparés pour 23 parcelles (correspondant à l'état de surface où la hauteur quadratique moyenne, h_{rms} , est comprise entre 0 et 5 cm) (Figure 4 h) et les sols travaillés pour 16 parcelles (où h_{rms} est comprise entre 5 et 10 cm) (Figure 4 i). Ces différences de niveau de rugosité dépendent des outils utilisés pour le travail du sol (disques, herse).

3.3. Donnée auxiliaire: Le Registre Parcellaire Graphique (RPG).

Depuis 2007, l'agence de services et de paiement diffuse de manière réglementée une version du registre parcellaire graphique, qui donne accès à une partie des données déclarées par les exploitants français. Le RPG est un système d'information géographique qui procure des informations détaillées sur l'occupation du sol et les structures foncières. Il est obtenu dans le cadre des déclarations des agriculteurs en vue des subventions européennes. L'information est fournie à l'ilot. Un ilot comporte une voire plusieurs parcelles de cultures différentes mais contiguës et appartenant à un même agriculteur (en moyenne 68% des ilots comportent une seule parcelle). Les ilots de l'année 2010 sont utilisés dans ces travaux comme masque, afin de contraindre l'étude aux seules zones cultivées (cultures et prairies), lors de la phase de prétraitement.

4. Méthode

Les étapes mises en œuvre afin d'analyser l'apport des différentes configurations satellites et leurs complémentarités pour la cartographie des surfaces en herbe sont présentées dans la Figure 6. Différents

prétraitements sont tout d'abord appliqués aux images satellites en fonction de leurs configurations. Une segmentation est ensuite réalisée sur la base de l'image optique masquée du RPG, afin de délimiter le contour des parcelles ou des zones homogènes à l'intérieur d'une même parcelle [Marais Sicre et al. 2014]. Les observations *in-situ*, séparées en 2 jeux d'échantillons comportant 50% des données, servent à la réalisation de classifications supervisées orientées objets sur les seules zones de culture (masque RPG). Un jeu d'échantillons est utilisé pour l'apprentissage et l'autre pour la validation des classifications. Cette opération est réalisée de manière aléatoire, à 10 reprises. Au regard de la stabilité des résultats, avec une variance du kappa proche de 3% (0,008 à 0,031), un tirage pris dans la

variance moyenne (variance 1.8%) est conservé pour être ici présenté. Un zonage majoritaire est enfin appliqué sur les classifications. La validation s'appuie sur différents critères de performances, établis sur la moitié des échantillons indépendants de la phase d'apprentissage.

In fine, 13 classifications sont réalisées (Tableau 2), en considérant les 7 configurations mono-fréquence (réflectances optiques et coefficients de rétrodiffusion séparément), et 6 cas multi-fréquences (multi-spectral optique, multi-spectral radar, combinaison multi-spectrale optique avec une bande radar, et multi-spectral optique et radar).

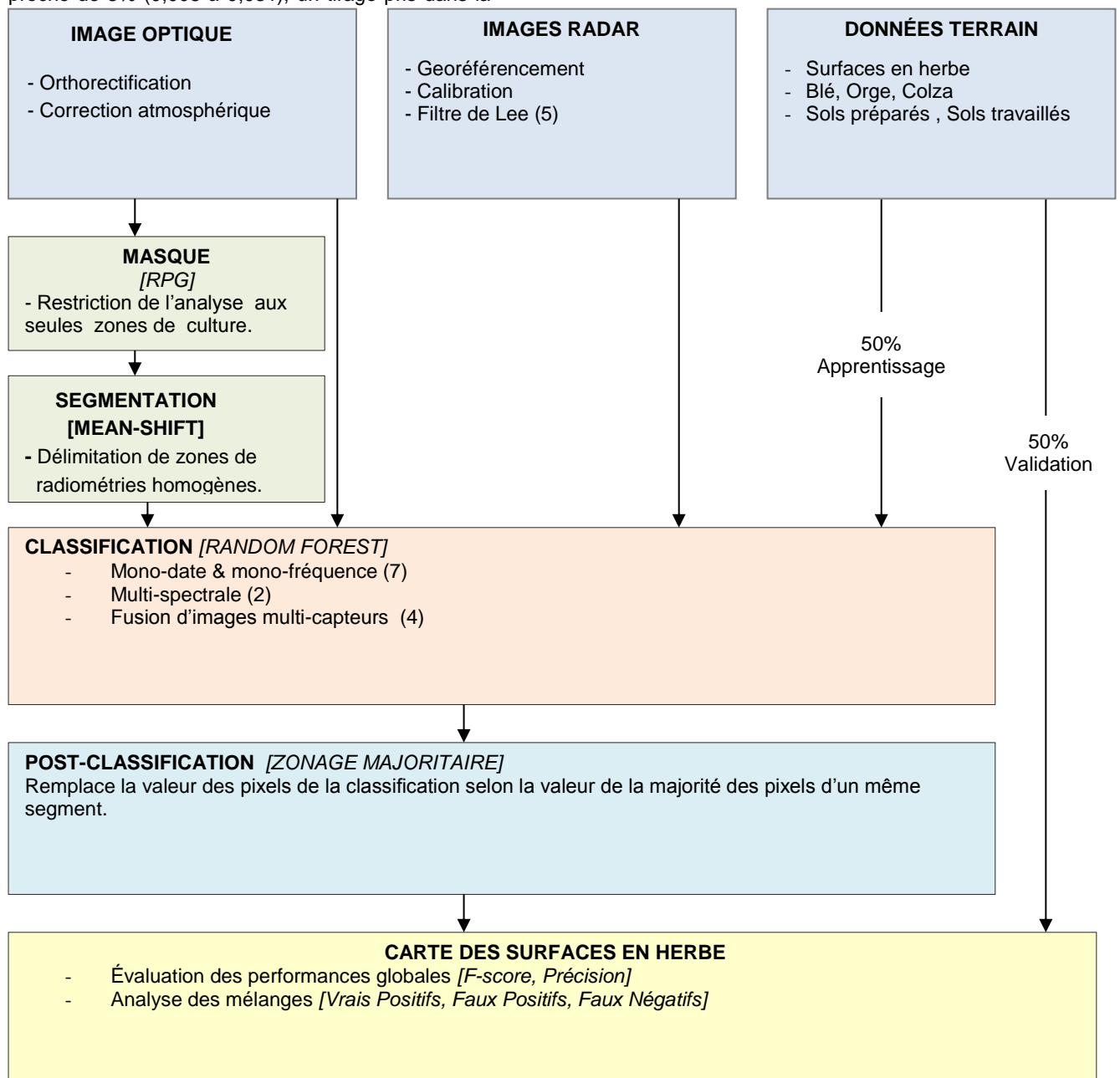


Figure 6 : Diagramme synoptique des différentes étapes mises en œuvre pour la cartographie des surfaces en herbe.

4.1. Prétraitements des images

Les images ont subi différentes corrections : atmosphérique, géométrique et/ou radiométrique, en fonction des capteurs considérés. Un filtre de Lee amélioré (fenêtre de 5 pixels) a été appliqué aux images radar afin de réduire les effets de chatoiement

[Lee, 1981]. Par ailleurs, la résolution native des images a été utilisée en mono-fréquence (Tableau 1), alors que la résolution la plus faible a été conservée lors des combinaisons de fréquences.

Mono-spectral		Multi-spectral	
Optique	Radar		
FS-2-B1	TS-X	FS-2-MS	TS-X + FS-2-MS
FS-2-B2	RS-C	TS-X + RS-C + AP-L	RS-C + FS-2-MS
FS-2-B3	AP-L	TS-X + RS-C + AP-L + FS-2-MS	AP-L + FS-2-MS
FS-2-B4			

Tableau 2 : Récapitulatif des classifications réalisées en mono, en multi-spectral.

4.2. Segmentation

La segmentation vise à délimiter le contour des parcelles agricoles, non fournies par le RPG (unité d'occupation du sol homogène), en utilisant l'algorithme proposé par Comaniciu et al., 2002 (à savoir : 'mean shift clustering'), implémenté dans l'Orfeo Toolbox (logiciel libre, Michel et al 2015). Cet algorithme identifie des entités ou segments en regroupant des pixels adjacents de caractéristiques spectrales similaires. Il s'appuie sur les quatre bandes spectrales de l'image Formosat-2, dont la capacité à restituer le contour des unités simples d'occupation du sol est meilleure, en comparaison des images radar (limitées en raison des effets de chatoiement).

Le niveau de segmentation dépend des seuils définis pour trois paramètres : le rayon spatial, le rayon spectral et la taille minimale de la région. Pour cette étude les valeurs des seuils sont respectivement réglées à 15, 15 et 100 pixels. Ces paramètres permettent de réunir dans un même segment une quantité de pixels définie, de valeur radiométrique plus ou moins éloignée, de façon à regrouper les pixels connexes par similarité de valeur. Une parcelle agricole peut être définie par un voire plusieurs segments en fonction des hétérogénéités intra-parcellaires. Les segments résultants de la segmentation sont radiométriquement homogènes et se présentent sous la forme d'une image où chaque pixel d'un même segment est identifié par un label unique (4006 segments générés dans cette étude).

4.3. Classifications

Les classifications ont été testées en utilisant les classifieurs : Support Vector Machine (SVM) et

Random Forest (RF) implémentés dans l'Orfeo Toolbox (version 5.0). La classification SVM développée dans les années 1990 [Vapnik 1979, Cortes et al.1995, Burges 1998], est non-paramétrique. La séparation de deux classes se fait selon un hyperplan défini comme optimal s'il maximise la distance le séparant des exemples dont il est le plus proche. La bibliographie écrite par Mountrakis et al en 2011, montre que cet algorithme, pertinent pour la détection des cultures, est utilisé de la même manière quel que soit le type d'images (optique ou radar). La classification RF développée par L. Breiman et A. Cutler en 2001 est également un classifieur multi-source [Benediktsson et al., 1990], supervisé et non-paramétrique, très prometteur concernant les espaces agricoles [Gislason et al 2006, Loosvelt et al. 2012]. Les RF sont des ensembles de classifieurs qui combinent une technique d'agrégation, le "bagging", et une technique particulière d'induction d'arbres de décision [Loosvelt et al. 2012]. Devant la similitude des résultats obtenus avec ces deux classifieurs (différence moyenne sur les classifications mono-fréquences inférieure à 1%), seul les résultats obtenus avec RF sont présentés par la suite (algorithme beaucoup moins coûteux en temps).

4.4. Post traitement

Un algorithme de zonage majoritaire est appliqué aux classifications. Dans chaque segment, la classe d'occupation du sol majoritairement représentée est retenue pour tous les pixels (Figure 7).

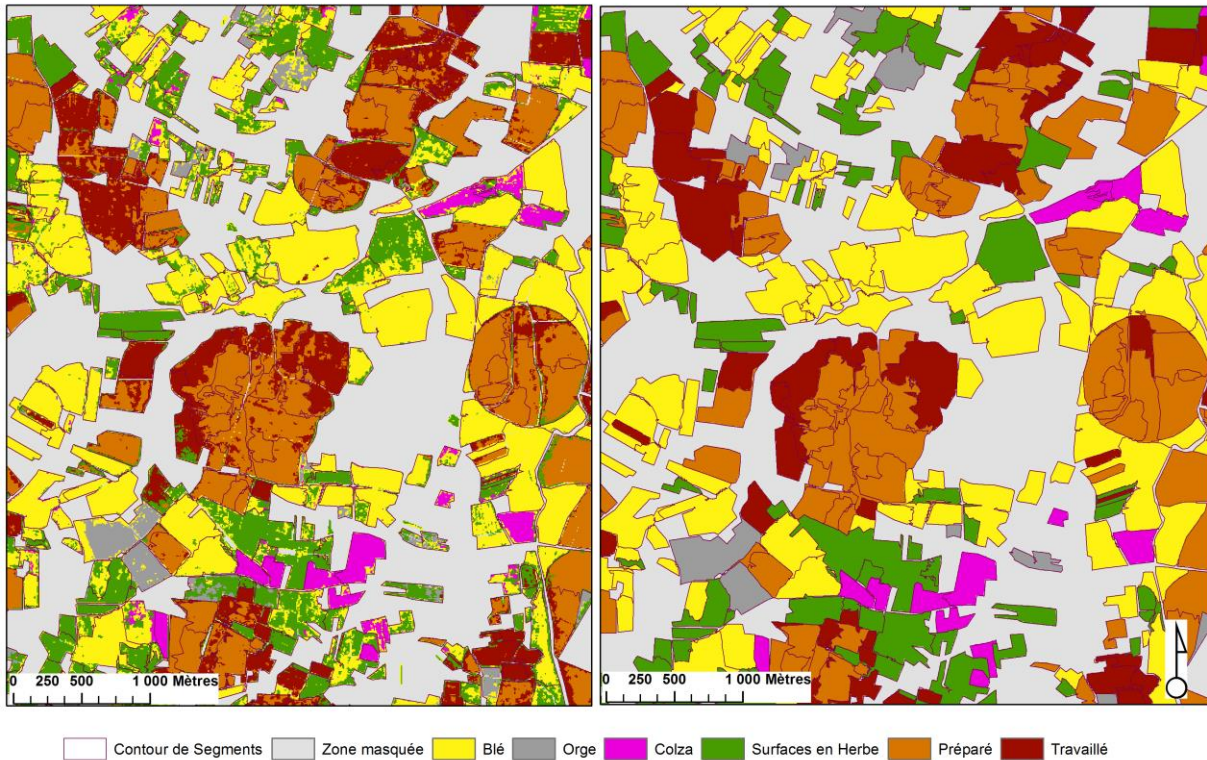


Figure 7 : Classification basée sur des images Alos (15/04/10) et Formosat-2 (18/04/10) avant a) et après b) application d'un algorithme de zonage majoritaire.

4.5. Évaluation des performances des classifications

Les classifications sont évaluées, sur la base du nombre de pixels, à partir du taux de Vrais Positifs (VP), de Faux Positifs (FP) et de Faux Négatifs (FN) [Congalton, 1991], qui sont combinés afin de calculer la Précision (P), le Rappel (R) et le F-score.

Le taux de faux positifs permet de quantifier les pixels issus des données de référence qui ont été classés à tort dans d'autres classes. Le taux de faux négatifs permet de quantifier les pixels qui ont été classés en surfaces en herbe mais qui sont en réalité autre chose (Tableau 1 Tableau 3).

	Classification positive	Classification negative
Référence positive	VP	FP
Référence négative	FN	VN

Tableau 3 : Évaluation de la précision.

La précision et le rappel (Équations (2), (3)) correspondent respectivement au pourcentage de pixels issus de la classe de référence bien classés dans le groupe d'affectation et au pourcentage de pixels bien classés par rapport au nombre total de pixels de la classe. Ces paramètres permettent de déduire l'indice F-score (Équation (1)) qui correspond

à une moyenne harmonique de la précision et du rappel [Van Rijsbergen 2009, Powers et al. 2011]. Il fonctionne sur un modèle binaire, une réponse étant juste ou fautive. Cet indice présente l'avantage de baisser fortement lorsque l'un des paramètres (P ou R) est bas, et d'être majoré lorsque les deux paramètres sont proches tout en étant élevés.

$$F - score = \frac{2 \times (P \times R)}{P + R} \quad (1)$$

Avec,

$$P = \frac{VP}{VP + FN} \quad (2)$$

$$R = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3)$$

5. Résultats et discussions

L'apport des images satellites et leurs complémentarités pour la cartographie des surfaces en herbe est analysé au travers des critères de qualité des classifications. Ces performances sont calculées sur chaque classification après le zonage majoritaire qui améliore en moyenne les résultats de 3%. Elles sont discutées pour chaque classification, puis un focus est mis sur les mélanges associés à chacune des configurations. A l'échelle de toute l'image les classifications offrent de bon résultats

puisqu'ils atteignent une précision globale de 0,85 (Kappa= 0,81) pour la combinaison Alos et Formosat-2.

5.1. Détection des surfaces en herbe

Quelles que soient les images satellites utilisées pour la classification, les valeurs de F-score pour les surfaces en herbe sont comprises entre 0,09 et 0,52 (0,08<P<0,76) (Figure 8). Les résultats les plus faibles sont associés aux classifications basées sur les images acquises avec de courtes longueurs d'ondes, qui sont associées à de faibles profondeurs de pénétration (bande X, bleu, vert, rouge et PIR) [Ulaby et al. 1987]. Ces résultats sont en accord avec ceux obtenus dans la littérature, qui montrent la sensibilité de la bande L à la biomasse [Hill et al. 2005], la complémentarité de l'optique et de la bande L [McNairn et al 2009b], et les limitations des images optiques (visible et PIR) et radar bande X pour la cartographie des prairies à une date donnée [Schuster et al. 2015].

L'utilisation d'images acquises à plus grande longueur d'onde (bandes C et L) permet d'améliorer les classifications avec un F-score compris entre 0,46 et 0,52. Les meilleurs résultats sont alors obtenus avec des signaux acquis en bande L, où le F-score atteint 0,52 et la précision 0,43.

La combinaison des fréquences radar (X, C et L, de polarisation HH (All HH)), offre de meilleures performances que les classifications effectuées avec les données optiques ou bande X seulement, mais sont de moins bonne qualité que celles issues de la bande C ou L. Ce résultat montre que l'ajout de

bande spectrale dégrade les performances de l'algorithme de classification (F-score $P_{All-HH} = 0,28$ et $P_{All-HH} = 0,27$), et qu'il est peu judicieux de combiner l'ensemble des données radar acquises en bandes X, C et L pour la classification des prairies.

La combinaison des images optiques MS et des images radar en mono-spectral offre des résultats contrastés. En effet, l'utilisation des images MS et de la bande X augmente grandement les performances de la classification (F-score $P_{FS-2-MS-TS-X} = 0,26$; $P_{FS-2-MS-TS-X} = 0,44$), alors que le F-score est de 0,1 lorsque ces images sont considérées indépendamment ($P_{TS-X} = 0,1$; $P_{FS-MS} = 0,09$). Les valeurs de F-score et de précision restent cependant de moins bonne qualité que celles obtenues avec les images Alos ou Radarsat-2 seules. La combinaison des images MS avec la bande C n'est pas un choix pertinent, comme en attestent les valeurs dégradées de F-score, par rapport aux résultats de la bande C seule. Dans ce cas, l'ajout des données optiques induit davantage de bruit que de signal utile dans la classification, par rapport à un signal radar acquis seulement en bande C. D'un point de vue utilisateur, les meilleurs résultats sont obtenus en combinant les images MS et celles acquises en bande L ($P_{FS-2-MS-AP-L} = 0,76$). La grande complémentarité de signal (forte et faible profondeurs de pénétration) permet en effet de mieux discriminer les prairies en fonction de leur réponse spectrale dans les domaines, optique et hyperfréquences. Ces résultats corroborent ceux obtenus pour l'occupation des sols par McNairn et al. 2009b, où les résultats sont meilleurs en combinant une image multi-spectrale optique et une image en bande L que ceux obtenus en combinant avec une image en bande C.

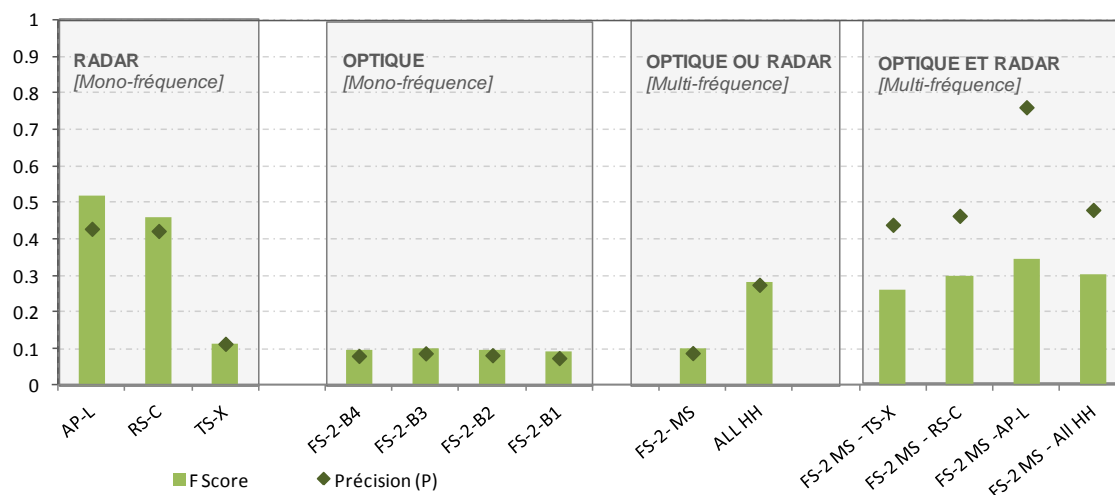


Figure 8: Evolution des valeurs de F-score et de précision, pour les surfaces en herbe, en fonction des images utilisées pour la classification.

Les faibles performances des images optiques sont à mettre en regard de l'activité photosynthétique des classes d'occupation du sol suivies (Figure 5). En effet, en avril, les éléments agro-naturels : cultures d'hiver et surface en herbe ou les différents états de sol nus, peuvent avoir des réflectances très proches [Corgne 2014, Fieuzal et al. 2012]. Ceci est une limite pour les classifications mais également pour obtenir, en amont, le contour d'un parcellaire correspondant à une unité simple d'occupation du sol en mono-date par segmentation. Des parcelles contiguës, d'occupation du sol différentes, peuvent être regroupées dans un seul segment et une parcelle hétérogène peut correspondre à plusieurs segments. Ces limites liées à la réalisation de classifications basées sur une segmentation effectuée en mono-date peuvent donc impacter les résultats globaux mais également les mélanges.

5.2. Évaluation des mélanges entre les surfaces en herbe et les autres classes

Les mélanges sont quantifiés à l'aide des taux de Faux Positif et de Faux Négatifs (Tableau 3). Leur analyse permet de mettre l'accent sur des complémentarités de fréquences pour certaines classes d'occupation du sol. Ainsi, on constate 3 problèmes majeurs de séparabilité qui s'expliquent par des niveaux de réflectance moyens proches associés à une importante dispersion des signaux satellites sur les parcelles de la zone d'étude (Figure 9). Pour toutes les classifications, il existe des mélanges récurrents entre les surfaces en herbe et le blé, avec le sol préparé surtout pour les classifications utilisant les données optique et avec l'orge surtout lorsque l'on combine les données optique et radar.

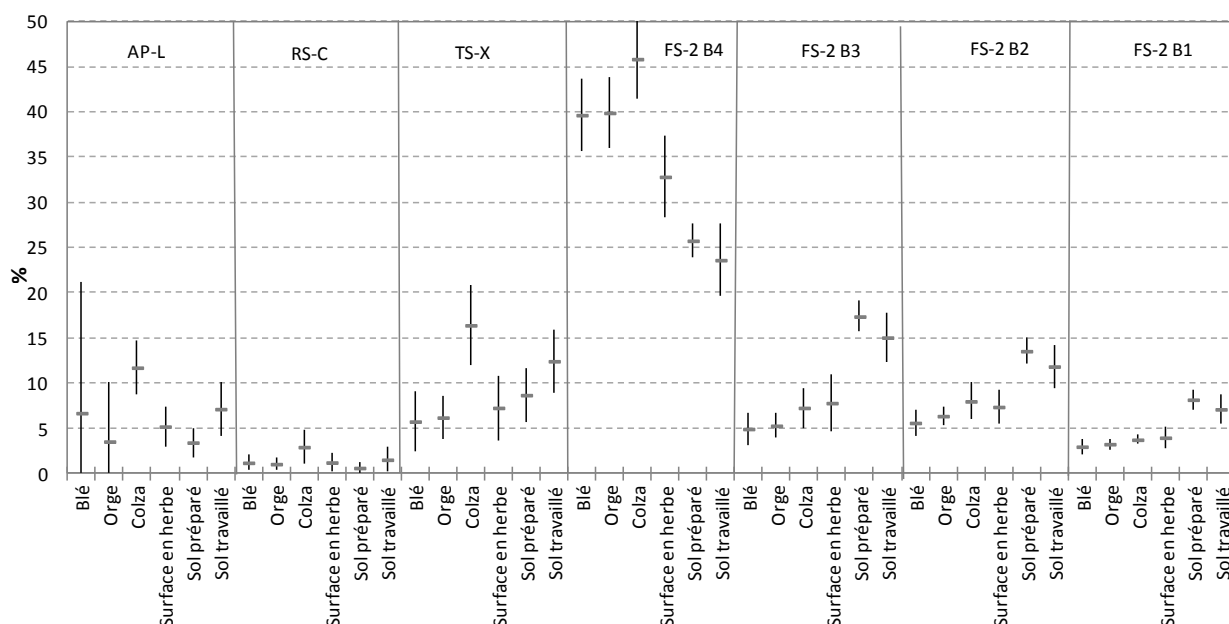


Figure 9: Valeurs moyennes et écarts types des coefficients de rétrodiffusion et des réflectances [%] pour chaque type d'occupation du sol et chacune des bandes spectrales étudiées.

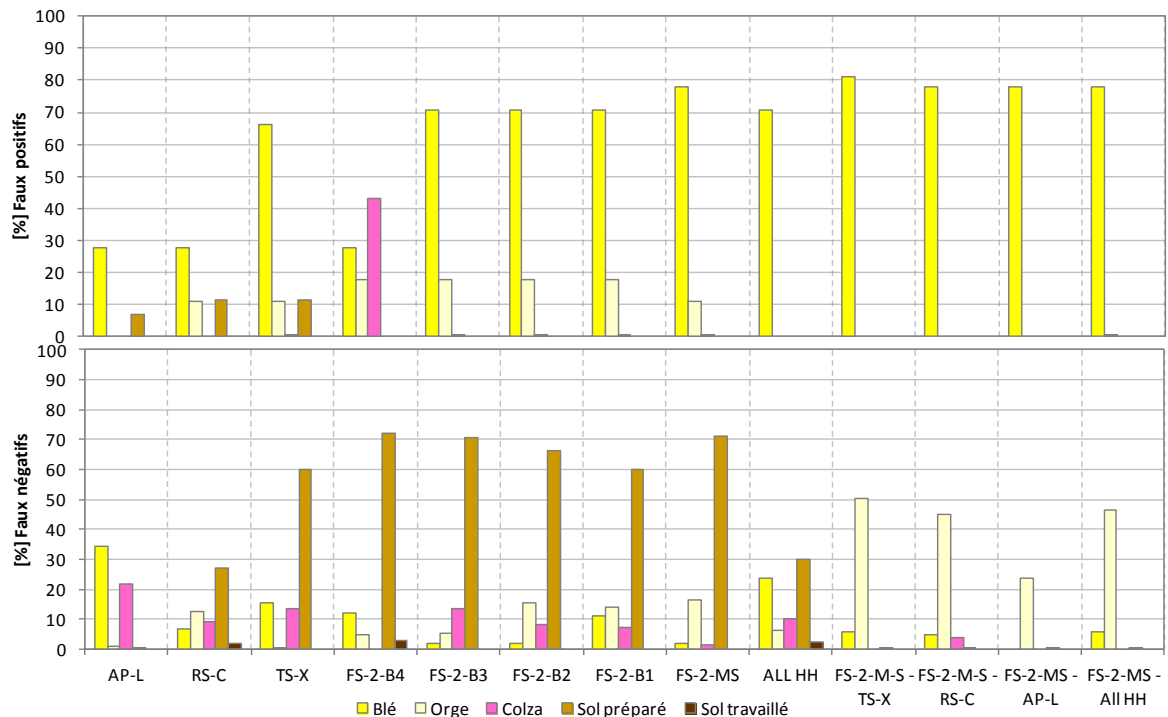


Figure 10 : Pourcentage de faux négatifs a) et de faux positifs b) dans les classifications pour les différents capteurs ou combinaisons de capteurs.

La Figure 10 montre que les parcelles identifiées en prairies se trouvent majoritairement classées en blé (27,75% < FP < 81,32%) et ce quel que soit le capteur ou la combinaison d'images utilisées. Le taux de faux positif, avec la classe blé, est maximum (FP > 65,94%) avec l'utilisation d'images optique et radar en bande X (faible pénétration de l'onde dans le couvert végétal). Le mélange s'atténue fortement avec l'utilisation d'images acquises à plus grande longueur d'onde ($\lambda > 5\text{cm}$), et les taux de faux positifs diminuent jusqu'à 28 % avec l'utilisation des images radar en bandes C et L. Concernant les mélanges avec l'orge, les taux de faux positifs sont assez faibles (FP < 20%), et affectent principalement l'optique. Ils sont moindres en radar en bandes X et C, et deviennent inexistant en bande L, ou avec toutes les combinaisons des images optique et radar ou radar (en bandes X, C et L). Cette diminution de faux positif se fait au détriment des faux négatifs, avec une forte augmentation de ceux-ci lors de l'utilisation d'images combinées optique et radar (23,71% < FN < 50,35%).

Les mélanges entre les surfaces en herbe et l'orge ou le blé s'expliquent en optique par leur similarité de réflectance à cette période du cycle phénologique (Figure 4). En bande X, les mélanges, qui sont du même ordre de grandeur, s'expliquent par des niveaux de rétrodiffusion équivalents, liés à l'hétérogénéité structurale des prairies et des blés (non épiés). Ces mélanges diminuent avec l'utilisation des bandes C et L. Les mélanges qui impliquent

l'orge s'expliquent en optique de la même manière que pour le blé, en radar : leur séparabilité est liée à la diffusion inhérente à la présence des épis dans les orges. En effet, dans les hyperfréquences, à partir de l'épiaison, le sol contribue moins à la rétrodiffusion du signal, et il y a plus d'impact de la structure du couvert [Picard 2002, Fieuzal et al. 2012]. L'image Alos permet de prendre en compte la structure de la culture, et de s'affranchir des mélanges entre les surfaces en herbe et l'orge. Aucune complémentarité optique et radar ne permet de s'affranchir des mélanges avec l'orge ou le blé.

Par ailleurs, en mono-fréquence radar, les surfaces en herbe sont classées en sol préparé avec un taux de faux positifs inférieur à 12%. À l'inverse, les sols préparés sont classés en surface en herbe avec un taux de faux négatifs supérieur puisqu'il se situe entre 0,08% et 71,90%. Celui-ci est important pour la bande C (FN = 27,06%), mais plus encore pour la bande X (FN = 59,78%), ainsi que pour toutes les bandes optiques (60,10 < FN < 71,90%), le mélange s'atténue donc fortement avec l'utilisation d'images acquises à plus grande longueur d'onde ($\lambda > 5\text{cm}$). Plus la fréquence augmente, plus la pénétration dans le couvert est importante, et plus l'impact du sol est conséquent [Ulaby et al. 1987]. Ainsi, le taux de faux négatif diminue lors de l'utilisation de l'image multi-fréquence de polarisation HH (FN = 29,97%), et est inexistant lors de l'utilisation de la bande L ou de l'utilisation combinée des images optique et radar.

Les mélanges entre les surfaces en herbe et les sols préparés s'expliquent par la diversité de la classe de surface en herbe. Les hétérogénéités de développement des espèces prairiales (§2.2) entraînent des variations importantes de la valeur de réflectance en optique, à fortiori dans le proche infrarouge, et génèrent des mélanges. Pour s'affranchir de ces mélanges il y a donc une complémentarité optique et radar puisque les taux de faux positifs présents en radar et de faux négatifs observables en optique disparaissent lors de l'utilisation conjointe des images optique et radar.

6. Conclusion et perspectives

Cette étude quantifie l'apport et les complémentarités des différentes bandes de fréquences pour la détection des surfaces en herbe, dont le suivi apparaît comme un enjeu crucial pour la compréhension des interactions environnementales.

Les résultats de classification montrent la complémentarité des images acquises en bande L (Alos) et en optique (Formosat-2) avec des performances atteignant 0,85 pour la précision globale et 0,81 pour le Kappa (à l'échelle de toute l'image et de toutes les occupations du sol). Cette complémentarité est également vérifiée à l'échelle des surfaces en herbe.

Pour cette classe très hétérogène, les meilleurs résultats sont obtenus avec l'image Alos acquise en bande L (F-score = 0,52). Ils dépassent de peu ceux

obtenus avec des images acquises en bande C (F-score = 0,46) et se démarquent de ceux obtenus en optique (F-score \approx 0,10) et de ceux obtenus à partir d'images multi-spectrales. En effet, le F-score varie entre 0,26 pour la combinaison de toutes les fréquences radar à 0,34 pour la combinaison Alos/Formosat-2. Par contre, d'un point de vue utilisateur, la combinaison Alos/Formosat témoigne de la complémentarité de ces deux fréquences avec une précision qui atteint 0,76.

L'utilisation d'images acquises à plus grande longueur d'onde apparaît donc très pertinente pour la distinction des surfaces en herbe. Ceci est à mettre en lien avec la prise en compte du sol de la bande L qui permet de minorer les mélanges avec les autres classes d'occupation du sol étudiées. Par ailleurs, la complémentarité des apports de longueurs d'ondes qui sont les plus éloignées (forte et faible profondeurs de pénétration), permet de s'affranchir de certains mélanges.

La généralisation d'une approche multi-capteur, multi-fréquence serait intéressante à développer pour les autres occupations du sol des surfaces continentales. Cette perspective s'inscrit dans le contexte des missions Sentinel-1/2, Alos-2, TerraSAR-X et TerraSAR-L.

Références

- Amarsaikhan D., Douglas T., 2004. *Data fusion and multisource image classification*. International Journal of Remote Sensing, 25, 3529-3539.
- Atzberger, C., 2013. *Advances in Remote Sensing of Agriculture: Context Description, Existing Operational Monitoring Systems and Major Information Needs*. Remote Sensing, 5, 4124-4124.
- Bastiaanssen W.G.M., Molden D.J., Makin, I.W., 2000. *Remote sensing for irrigated agriculture: examples from research and possible applications*. Agricultural Water Management, 46, 137-155.
- Baup F., Fieuzal R., Marais Sicre C., Dejoux J.-F., le Dantec V., Mordelet P., Claverie M., Demarez V., Hagolle O., Lopes A., Keravec P., Ceschia E., Merlin O., Kidd R., 2012. *MCM'10: An experiment for satellite multispectral crop monitoring – From high to low resolution observations*, Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE International, IGARSS 2012. <http://www.cesbio.ups-tlse.fr/us/mcm.html>.
- Baup F., Villa L., Fieuzal R., 2016, *Sensitivity of X-band (σ^0 , γ) and optical (NDVI) satellite data to corn height variation*, Advances in Remote Sensing, 5, 103-117.
- Benediktsson J., Swain P., Ersoy O., 1990, *Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote sensing data*. IEEE Trans, Geoscience Remote Sensing, 28, 540-552.
- Betbeder J., Fieuzal N. and Baup F., 2016, *Assimilation of LAI and dry biomass derived from optical and microwave satellite images into an agro-meteorological model to estimate soybean yield*. Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 9, 6, 2540-2553.
- Betbeder J., Rapinel S.b., Corgne S., Pottier E., Hubert-Moy L., 2015. *TerraSAR-X dual-pol time-series for mapping of wetland vegetation*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 107, 90-98.
- Blaes X., Vanhalle L., Defourny P., 2005. *Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series*. Remote Sensing of Environment, 96, 352-365.

- Breiman L., 2001. *Random Forests*. Machine Learning, 45 (1), 5–32.
- Burges, C.J. *A tutorial on support vector machines for pattern recognition*, 1998. Data Mining and Knowledge Discovery, 2, 121–167.
- Chern J.S., Wu A.M., Lin S.F., 2006. *Lesson learned from Formosat-2 mission operations*. Acta Astronautica, 59, 344–350.
- Claverie M., Demarez V., Duchemin B., Hagolle O., Ducrot D., Marais-Sicre C., Dejoux J.F., Huc M., Keravec P., Beziat P., Fieuzal R., Ceschia E., Dedieu G., 2012. *Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data*. Remote Sensing of Environment, 124, 844-857.
- Comaniciu D., Meer P., 2002. *Mean shift: A robust approach toward feature space analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24, 603-619
- Congalton R.G., 1991. *A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data*. Remote Sensing of Environment, 37, 35-46.
- Corgne S., Dallon D., Mercier G., 2014. *Land use and land cover monitoring with multitemporal and multipolarization radarsat data: application to an intensive agricultural area (France)*, Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE International, IGARSS 2014, 4239 – 4242.
- Cortes C., Vapnik V., 1995, *Support-Vector Networks*, Machine Learning, 20, 273-297.
- Dabrowska-Zielinska K., Gruszczynska M., Kowalik W., Stankiewicz K., 2002. *Application of multisensor data for evaluation of soil moisture*. Advances in Space Research, 29, 45–50.
- Du P., Samat A., Waske B., Liu S., Li Z., 2015. *Random Forest and Rotation Forest for fully polarized SAR image classification using polarimetric and spatial features*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 105, 38-53.
- 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., Mougnot B., Oliosio A., Rodriguez J.C., Simonneaux V., 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.; Fieuzal R.; Augustin Rivera M., Ezzahar J., Jarlan, L., Cesar Rodriguez J; Hagolle, O., Watts, C., 2015. *Impact of Sowing Date on Yield and Water Use Efficiency of Wheat Analyzed through Spatial Modeling and Formosat-2 Images*, Remote Sensing, 7, 5951-5979.
- Duro D.C., Franklin S.E., Dubé M.G., 2012. *A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery*. Remote Sensing of Environment, 118, 259-272.
- Dusseux P., Corpetti T., Hubert-Moy L., Corgne S., 2014. *Combined Use of Multi-Temporal Optical and Radar Satellite Images for Grassland Monitoring*. Remote Sensing, 6, 6163-6182.
- Fieuzal R., Baup F., Marais-Sicre C., 2012. *Sensitivity of TerraSar-x, Radarsat-2 and Alos satellite radar data to crop variables*. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 3740-3743.
- Fieuzal R., Duchemin B., Jarlan L., Zribi M., Baup F., Merlin O., Hagolle O., Garatuza-Payan J., 2011. *Combined use of optical and radar satellite data for the monitoring of irrigation and soil moisture of wheat crops*. Hydrology and Earth System Sciences, 15, 1117-1129.
- Fieuzal R., Baup F., Marais Sicre C., 2013. *Monitoring wheat and rapeseed by using synchronous optical and radar satellite data—from temporal signatures to crop parameters estimation*. Advances in Remote Sensing, 2, 162-180.
- Gislason P.O., Benediktsson J.A., Sveinsson J.R., 2006. *Random Forests for land cover classification*. Pattern Recognition Letters, 27, 294-300.
- Hadria R., Duchemin B., Baup F., Le Toan T., Bouvet A., Dedieu G., Le Page M., 2009. *Combined use of optical and radar satellite data for the detection of tillage and irrigation operations: Case study in Central Morocco*. Agricultural Water Management, 96, 1120-1127.
- Hill M.J., Ticehurst C.J., Lee J.S., Grunes M.R., Donald G.E., Henry D., 2005, *Integration of optical and radar classifications for mapping pasture type in western Australia*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 43, 1665-1681.
- Hong G., Zhang A., Zho, F., Brisco B., 2014. *Integration of optical and synthetic aperture radar (SAR) images to differentiate grassland and alfalfa in Prairie area*. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 28, 12-19.
- Hussain M., Chen D., Cheng A., Wei H., Stanley D., 2013. *Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 80, 91-106.

- Inglada J., Vincent A. Arias, M., Marais Sicre, C., 2016. *Improved early crop type identification by joint use of high temporal resolution SAR And optical image time series*. Remote Sensing, 8, 362.
- Jacquemoud S., Verhoef W., Baret F., Bacour C., Zarco-Tejada P. J., Asner G. P., 2009. *PROSPECT+SAIL models: a review of use for vegetation characterization*, Remote Sensing of Environment, 113 (1), S56 – S66.
- Jung H.S., Lee W.J., Zhang L., 2014. *Theoretical Accuracy of Along-Track Displacement Measurements from Multiple-Aperture Interferometry (MAI)*. Sensors, 14, 17703-17724.
- Lee J.-S., 1981. *Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images*. Computer Graphics and Image Processing, 17, 24-32
- Lee J.S., Grunes M.R., Kwok R., 1994. *Classification of multi-look polarimetric sar imagery-based on complex wishart distribution*. International Journal of Remote Sensing, 15, 2299-2311
- Loosvelt L., Peters J., Skriver H., Lievens H., Van Coillie F.M.B., De Baets B., Verhoest, N.E.C., 2012. *Random Forests as a tool for estimating uncertainty at pixel-level in SAR image classification*. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 19, 173-184
- Lu D., Weng Q., 2007, *A survey of image classification methods and techniques for l improving classification performance*. International Journal of. Remote Sensing, 28, 823–870.
- Marais Sicre C., Baup F., & Fieuzal R., 2014. *Determination of the crop row orientations from Formosat-2 multi-temporal and panchromatic images*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 94, 127-142.
- Marais Sicre C., Inglada J., Fieuzal R, Baup F., Valero S., Cros J., Huc M., Demarez V., 2016. *Early detection of summer crops using high spatial resolution optical images times series*, Remote Sensing, 8(7), 591.
- McNairn H., Champagne C., Shang J., Holmstrom D., Reichert G., 2009[a]. *Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 64, 434-449.
- McNairn H., Jiali S., Xianfeng J., Champagne C., 2009[b]. *The Contribution of ALOS PALSAR Multipolarization and Polarimetric Data to Crop Classification*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing , 47, 3981-3992.
- Metera E., Sakowski T., Słoniewski K., Romanowicz B.. 2010. *Grazing as a tool to maintain biodiversity of grassland - a review*. Animal Science Papers and Reports, 28 (4), 315–334.
- Michel, J.; Grizonnet, M. *State of the Orfeo Toolbox*. In Proceedings of the 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Milan, Italy, 26–31 July 2015; 1336–1339.
- Moran M.S., Alonso L., Moreno J.F., Pilar Cendrero Mateo M., Fernando de la Cruz D., Montoro A., 2012. *A Radarsat-2 Quad-Polarized Time Series for Monitoring Crop and Soil Conditions in Barrax, (Spain)*. International Geoscience and Remote Sensing, IEEE, Trans 50, 1057–1070.
- Mountrakis, G., Im, J., Ogole, C., 2011. *Support vector machines in remote sensing: A review*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 66, 247-259.
- Orfeo Toolbox. Disponible en ligne: <http://www.orfeo-toolbox.org/> (Accès le 30 Mars 2016).
- Pal M., 2005. *Random forest classifier for remote sensing classification*. International Journal of Remote Sensing, 26, 217-222.
- Picard G., 2002. *Modélisation radar des couverts végétaux. Application à la télédétection de couverts forestiers et agricoles*, Thèse de doctorat, Centre d'Études Spatiales de la Biosphère, CESBIO.
- Powers D.M.W., 2011. *Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation*, Journal of Machine Learning Technologies, 2, 37-63.
- Rabaute T., Tinel C., Marzocchi Polizzi S., De Boissezon, H., 2012. *Kalidéos, des images pour la science: un instrument au service des applications thématiques*. Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection 197, 3–9.
- Seelan S.K., Laguette S., Casady G.M., Seielstad G.A., 2003. *Remote sensing applications for precision agriculture: a learning community approach*. Remote Sensing of Environment, 88, 157–169.
- Schuster C., Schmidt T., Conrad C., Kleinschmit B., Foerster M., 2015. *Grassland habitat mapping by intra-annual time series analysis - Comparison of RapidEye and TerraSAR-X satellite data*. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 34, 25-34.
- Soria-Ruiz J., McNairn H., 2007. *Corn monitoring and crop yield using optical and Radarsat-2 images*. Igarss, 2007 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Vols 1-12: Sensing and Understanding Our Planet, 3655-3658.

- Srivastava P.K., Han D., Rico-Ramirez M.A., Bray M., Islam T., 2012. *Selection of classification techniques for land use/land cover change investigation*. *Advances in Space Research*, 50, 1250-1265
- Tewkesbury A.P., Comber A.J., Tate N.J., Lamb A., Fisher P.F., 2015. *A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques*. *Remote Sensing of Environment*, 160, 1-14
- Ulaby F. T.; Tavakoli A.; Thomas B. A., 1987, Microwave Propagation Constant for a Vegetation Canopy With Vertical Stalks, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 25 (6), 714-725.
- Van Rijsbergen C.J, 1979. *Information Retrieval*, London: Butterworths.
- Vapnik V., 1979. *Estimation of Dependences Based on Empirical Data*. Nauka, Moscow, 27, 5165–5184, (in Russian) (English translation: Springer Verlag, New York, 1982).
- Vertès F., Jeuffroy M.-H., Justes E., Thiébeau P., Corson M., 2010. *Connaître et maximiser les bénéfices environnementaux liés à l'azote chez les légumineuses, à l'échelle de la culture, de la rotation et de l'exploitation*. *Innovations Agronomiques* 11, 25-44.
- Vignau-Loustau L. ; Huyghe C., 2008. *Stratégies fourragères*. France Agricole Editions.
- Waldner F., Lambert M.J., Li W.J., Weiss M., Demarez, V. Morin D., Marais Sicre, C., Hagolle O., Baret F., Defourny P., 2015. *Land Cover and Crop Type Classification along the Season Based on Biophysical Variables Retrieved from Multi-Sensor High-Resolution Time Series*. *Remote Sensing*, 7, 10400-10424.

Remerciements:

Les données de référence ont été collectées dans le cadre de la campagne MCM'10 sur la zone de l'Observatoire Spatial Régional (OSR), soutenu par l'Observatoire Midi-Pyrénées, l'Université Paul Sabatier, Toulouse, France, le CNRS (Centre National de la Recherche Scientifique), le CNES (Centre National d'Etudes Spatiales) et l'IRD (Institut de Recherche pour le Développement). Les auteurs remercient également les membres du projet Kalideos du CNES et de "CS Système d'informations". Un grand merci aux agriculteurs qui fournissent les informations nécessaires à la connaissance de leurs parcelles agricoles, et merci à ceux qui ont participé à la collecte des données sur le terrain.