

Liste des publications

Article 1 (Chapitre 3)

Bouvet A., Le Toan T., Floury N., Macklin T.

"An end-to-end error model for classification methods based on temporal change or polarization ratio of SAR intensities"

soumis à *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* le 30 avril 2009

évaluation le 24 juin 2009, deuxième soumission le 21 septembre 2009

accepté le 13 novembre 2009

Article 2 (Chapitre 4)

Bouvet A., Le Toan T., Lam Dao N.

"Monitoring of the rice cropping system in the Mekong delta using ENVISAT/ASAR dual polarization data"

IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 47 n°2, pp.517-526, février 2009

Article 3 (Chapitre 5)

Bouvet A., Le Toan T.

"Use of ENVISAT/ASAR wide-swath data for timely rice fields mapping in the Mekong river delta"

soumis à *Remote Sensing of Environment* le 8 juin 2009

évaluation le 30 juillet 2009, deuxième soumission prévue en novembre 2009

Article 4 (Annexe C)

Lam Dao N., Le Toan T., Apan A., Bouvet A., Young F., Le Van T.

"Effects of changing cultural practices on C-band SAR backscatter using Envisat ASAR data in the Mekong River Delta"

accepté pour publication dans *Journal of Applied Remote Sensing* le 17 juin 2009

Article 5 (Annexe D)

Hadria R., Duchemin B., Baup F., Le Toan T., Bouvet A., Dedieu M., Le Page M.

"Combined use of optical and radar satellite data for the detection of tillage and irrigation operations: case study in Central Morocco"

Agricultural Water Management, vol. 96, pp.1120-1127, 2009

Table des matières

REMERCIEMENTS.....	3
CONTEXTE DE L'ETUDE	5
LISTE DES PUBLICATIONS	7
TABLE DES MATIERES.....	8
TABLE DES ILLUSTRATIONS.....	11
LISTE DES TABLEAUX.....	12
CHAPITRE 1 INTRODUCTION GENERALE.....	13
1.1. Contexte et objectifs	13
1.2. Méthode.....	15
1.3. Culture et morphologie du riz.....	16
1.3.1. Les pratiques culturelles.....	17
1.3.2. Morphologie et cycle de croissance du riz	19
1.3.3. Résumé	20
1.4. La télédétection : potentiel pour le suivi des rizières	21
1.4.1. Les imageurs optiques	22
1.4.2. Les imageurs micro-ondes	23
1.5. SAR et rizières : état de l'art.....	27
1.5.1. Bande X.....	29
1.5.2. Bande C.....	31
1.5.3. Bande L	34
1.5.4. Synthèse	36
1.6. Approche et plan de la thèse.....	37
CHAPITRE 2 PRINCIPES DE L'IMAGERIE RADAR A SYNTHESE D'OUVERTURE.....	40
2.1. Introduction	40
2.2. Principe de fonctionnement.....	40
2.2.1. Radar à ouverture réelle	40
2.2.1.1. Résolution radiale.....	41
2.2.1.2. Résolution azimutale	43
2.2.1.3. La formation de l'image	43
2.2.2. Radar à synthèse d'ouverture	44
2.3. L'information enregistrée.....	45
2.3.1. La matrice de diffusion	46
2.3.2. Le coefficient de rétrodiffusion.....	47
2.4. Les sources d'imprécision dans la mesure radar	49
2.4.1. L'étalonnage radiométrique	49
2.4.1.1. Précision radiométrique (Radiometric accuracy).....	50
2.4.1.2. Stabilité radiométrique (Radiometric Stability)	50
2.4.2. L'étalonnage polarimétrique	51
2.4.2.1. Déséquilibre du gain entre canaux (Channel Gain Imbalance).....	51
2.4.2.2. Diaphonie (Cross-talk)	51
2.4.3. Rapport d'ambiguïté (Ambiguity Ratio)	52

2.5. Statistique du signal SAR : speckle, nombre de vue	52
2.5.1. Le « bruit » de speckle	53
2.5.2. Le nombre de vues d'une image	55
2.5.3. Les techniques de filtrage pour réduire le speckle	57
2.6. Conclusion.....	59
CHAPITRE 3 MODELE D'ERREUR POUR LES METHODES DE CLASSIFICATION BASEES SUR UN RAPPORT D'INTENSITE SAR.	60
3.1. Introduction	60
3.2. Le modèle d'erreur.....	61
3.2.1. Formulation du problème	61
3.2.2. Expression de l'erreur	63
3.3. Résultats	66
3.3.1. Les erreurs d'étalonnage	66
3.3.1.1. Le déséquilibre de gains entre canaux.....	66
3.3.1.2. La stabilité radiométrique	67
3.3.2. Les autres paramètres du système SAR	67
3.3.2.1. Le rapport d'ambiguïté	67
3.3.2.2. La fréquence de revisite	68
3.4. Validation sur des données réelles.....	68
3.5. Conclusions	69
3.6. Article.....	70
CHAPITRE 4 CARTOGRAPHIE DES RIZIERES BASEE SUR LE RAPPORT DE POLARISATION HH/VV.....	100
4.1. Introduction	100
4.2. Résultats	101
4.2.1. Etude statistique	101
4.2.2. Cartographie et validation	103
4.3. Conclusions	105
4.4. Article.....	106
CHAPITRE 5 CARTOGRAPHIE DES RIZIERES A LARGE ECHELLE BASEE SUR LE CHANGEMENT TEMPOREL DE LA RETRODIFFUSION.....	117
5.1. Introduction	117
5.2. Résultats	118
5.2.1. Méthode.....	118
5.2.2. Cartographie et validation	119
5.3. Conclusions	121
5.4. Article.....	121
CHAPITRE 6 CONCLUSION GENERALE	143
6.1. Résumé des travaux	143
6.2. Perspectives.....	144
ANNEXES	147
ANNEXE A	148

ANNEXE B	154
ANNEXE C	158
ANNEXE D	174
BIBLIOGRAPHIE	182

Table des illustrations

Figure 1. Les trois types de mécanismes de rétrodiffusion dominants sur un couvert de végétation.	27
Figure 2. Configuration spatiale d'un radar à ouverture réelle.....	41
Figure 3. Résolutions radiales.....	42
Figure 4. L'antenne synthétique	45
Figure 5. Relations entre coefficient de rétrodiffusion et propriétés biogéophysiques des cibles 48	
Figure 6. Illustration du phénomène de speckle	53
Figure 7. Distribution du speckle en amplitude pour deux cibles ayant pour réflectivité moyenne $R=0,25$ et $0,5$	54
Figure 8. Distribution du speckle en intensité pour deux cibles ayant pour réflectivité moyenne $R=0,25$ et $0,5$	55
Figure 9. Distribution du speckle en intensité pour une image L-vues de réflectivité $R=0,5$..	56
Figure 10. Densité de probabilité de l'intensité de la classe A (bleu) et de la classe B (rouge), ayant pour paramètres $r_A=0\text{dB}$ et $r_B=6\text{dB}$, pour $L=10$. Les paramètres de chaque classe sont représentés par les lignes pleines verticales, et le seuil de classification r_t par la ligne interrompue. Les zones colorées représentent les probabilités d'erreur de chaque classe PE_A et PE_B	63
Figure 11. Probabilité d'erreur de la méthode de classification basée sur un rapport d'intensité en fonction de la distance Δr entre le rapport d'intensité des deux classes, pour plusieurs valeurs du nombre de vues L entre 1 et 128.....	65
Figure 12. Histogrammes du rapport HH/VV des classes de riz et de non-riz. La ligne verticale noire en pointillés représente le seuil de classification r_0	101
Figure 13. Histogrammes du rapport HH/VV des classes de riz et de non-riz, après filtrage des images.	102
Figure 14. Histogrammes du rapport de polarisation multi-temporel des classes de riz et de non-riz pour les trois saisons cultivées.....	102
Figure 15. Carte de distribution annuelle des rizières issue d'APP (gauche) et carte d'occupation du sol issue du SIG (droite), avec en jaune la classe de riz, en rouge la classe de non-riz, et en noir les pixels non-inclus dans le SIG.....	103
Figure 16. Carte des rizières de la province d'An Giang issues de la méthode multi-temporelle pour les saisons a) hiver-printemps, b) été-automne, c)automne-hiver et d) Maa. Le riz est en blanc et le non-riz en gris.	104
Figure 17. Schéma récapitulatif de la méthode de cartographie des rizières utilisant le changement temporel de la rétrodiffusion en HH.	120
Figure 18. Carte des saisons 2 et 3 dérivée des images STC.....	120

Liste des tableaux

Tableau 1. Liste des bandes principales de longueur d'onde utilisées par les SARs.....	24
Tableau 2. Liste des principaux SARs spatiaux civils passés, actuels et à venir.....	26
Tableau 3. Surfaces cultivées estimées par APP et données par les statistiques nationales pour les trois catégories retenues dans les statistiques	105

Chapitre 1

Introduction générale

1.1. Contexte et objectifs

Le riz est l'aliment de base de plus de la moitié de l'humanité, principalement en Asie et en Afrique. C'est la première céréale mondiale dans l'alimentation humaine, la deuxième après le maïs pour le tonnage récolté et après le blé en surface cultivée. La production annuelle mondiale a augmenté de façon continue au cours des cinquante dernières années (+9,5 Mt/an) (FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) (2009)) passant de 215 millions de tonnes en 1961 à plus de 650 millions de tonnes en 2007.

Cette augmentation a été impulsée par la Révolution Verte, une politique de transformation de l'agriculture des pays en voie de développement visant à assurer une meilleure sécurité alimentaire mondiale face à l'accroissement de la population. Celle-ci est fondée principalement sur une intensification de l'agriculture et sur l'utilisation de nouvelles variétés à haut rendement et à croissance plus rapide obtenues par sélection. L'apparition de ces nouvelles variétés, la mécanisation de l'agriculture, le développement des systèmes d'irrigation, et le recours à des intrants chimiques (engrais, pesticides) ont permis d'accroître les rendements rizicoles (+0,05 t/ha/an) tout en augmentant par endroits le nombre de récoltes de riz annuel. Cette amélioration de l'intensité culturale (passage de une à deux ou trois récoltes par an) et la conversion de nouvelles terres agricoles ont conduit à une augmentation drastique des surfaces cultivées dans les années 60 et 70 (+1,4 Mha/an), puis plus modérée dans les années 80 et 90 (+0,46 Mha/an), et qui tend à se tasser depuis une dizaine d'années à mesure que l'on approche des limites de l'intensité culturale et de l'occupation du sol, avec toutefois une variation interannuelle relativement élevée due aux conditions climatiques et à des facteurs socio-économiques. De par le ralentissement prévisible de l'augmentation des rendements et la stagnation des surfaces cultivées, il est hautement probable que la production mondiale de riz ne puisse pas continuer à augmenter au même rythme. Parallèlement, la population mondiale, et donc les besoins en nourriture, a augmenté relativement linéairement au cours des dernières décennies (+80M/an), et les projections démographiques prévoient qu'elle continuera à augmenter jusqu'en 2050 environ (United Nations Department of

Economic and Social Affairs, Population Division (2004)), atteignant au total 9 milliards d'habitants. Cette conjoncture est propice à la création de tensions sur les marchés agricoles qui seraient à même de provoquer des crises mondiales des prix alimentaires – comme celle d'avril 2008 pendant laquelle les prix du riz ont plus que doublé en seulement sept mois – et éventuellement de conduire à des famines. Dans ce contexte d'instabilité des prix et de menaces sur la sécurité alimentaire, des outils permettant de suivre la production rizicole en temps quasi-réel seraient hautement utiles aux gouvernements, aux opérateurs de marché et aux divers acteurs économiques de la filière rizicole.

En outre, la riziculture est impliquée dans un grand nombre de problématiques environnementales, comme la gestion des ressources en eau et le changement climatique influencé par les émissions de méthane dans les rizières. Pour étudier l'impact environnemental des changements auxquels les surfaces cultivées et les pratiques agricoles vont vraisemblablement être soumises afin de faire face au contexte économique et écologique, un suivi interannuel des rizières sur le long terme et à de larges échelles est également requis.

Ces deux objectifs – suivre en temps réel la production rizicole et suivre sur le long terme l'évolution des rizières, le tout à l'échelle la plus large possible – nécessitent de pouvoir observer ces rizières sur de grandes étendues, à une fréquence relativement élevée, et de manière identique ou comparable sur une longue période. Pour répondre à ce cahier des charges, l'utilisation de systèmes orbitaux de télédétection paraît indiquée. En effet, ces systèmes embarqués sur des satellites en orbite autour de la Terre regardent la surface terrestre depuis une distance de plusieurs centaines de kilomètres, ce qui permet l'acquisition d'images couvrant de grandes surfaces. L'orbite du système est de plus choisie de telle manière que les satellites repassent au dessus d'un même point après un certain nombre de jours, ce qui permet des observations répétées. Enfin, la durée de vie d'un satellite est de l'ordre de la dizaine d'années, et des satellites de télédétection sont lancés régulièrement ce qui permet d'assurer une certaine continuité dans l'acquisition des données.

1.2. Méthode

Questions : quelles applications sont envisageables dans le suivi des rizières ? Quelles méthodes développer ?

Les applications de suivi des rizières par télédétection intéressantes pour répondre aux objectifs posés sont entre autres la quantification des surfaces cultivées et la détermination de leur répartition, l'estimation et la prévision de rendement, et l'observation de l'état du sol (inondé ou sec). Une première étape nécessaire à toutes ces applications consiste à identifier les rizières, et donc à en dresser la cartographie. Il s'agit donc, à partir d'un jeu de données de télédétection, de classer chaque pixel en plusieurs catégories, avec *a minima* une classe de riz et une ou plusieurs classes de non-riz.

Les méthodes de classification automatiques relèvent traditionnellement de deux approches : supervisée ou non-supervisée.

Les méthodes non-supervisées consistent à rassembler les pixels en un certain nombre de classes par des regroupements statistiques issus de la convergence de tests itératifs sur ces pixels. Certains algorithmes prennent en compte un nombre prédéterminé de classes (par exemple K-means), ou une gamme acceptable du nombre de classes (par exemple IsoData). Ces méthodes sont utilisées lorsque l'on ne connaît pas la façon dont les différentes classes s'expriment dans les données de télédétection dont on dispose. On utilise alors en général la totalité des données disponibles sur la zone sans chercher à en comprendre le contenu en information. Ces méthodes nécessitent une interprétation post-classification afin de déterminer à quel groupe thématique correspond dans la réalité chaque classe retenue. Les classes retenues peuvent être trop spécifiques (auquel cas il faudra en regrouper certaines) ou au contraire pas assez et rassemblent alors des pixels appartenant à des catégories que l'on souhaite séparer. Ces interprétations post-classification demandent une bonne connaissance de la zone considérée et sont spécifiques à celle-ci. La méthode n'est donc pas facilement généralisable. De plus, la convergence de l'algorithme peut donner des résultats entièrement différents lorsque l'on change le nombre de classes. Les méthodes non-supervisées ne sont donc pas indiquées pour une utilisation généralisée telle que celle que nous envisageons.

Dans l'approche supervisée, le nombre de classes est prédéterminé et l'on dispose d'échantillons connus de chaque classe dans les images utilisées. Ces échantillons permettent à l'algorithme d'effectuer un apprentissage à partir duquel il peut déduire des caractéristiques des différentes classes, pour ensuite attribuer automatiquement chaque pixel à une de ces classes. On peut citer comme exemple de méthodes de classification supervisée l'utilisation de l'estimateur du maximum de vraisemblance, les réseaux de neurone, ou les machines à vecteurs de support. Ces méthodes fournissent d'excellents résultats dans les études limitées à une zone géographique sur laquelle on possède un jeu conséquent d'échantillons utilisables pour l'apprentissage. Cependant, dans le cas général, il peut être difficile d'obtenir ces échantillons d'apprentissage, et donc de se reposer sur ces méthodes. De plus, comme dans l'approche non-supervisée, ces algorithmes supervisés sont souvent utilisés sur l'ensemble des données de télédétection disponibles sur un site sans se soucier de l'utilité de chaque donnée dans la classification. Dans certains cas, il a été montré que l'ajout de données n'apportant pas d'information intéressante pour discriminer les différentes classes pouvait être source de confusion et augmenter l'erreur de classification. Ce défaut peut toutefois être limité en procédant préalablement à une analyse permettant de ne retenir que les données comportant le plus d'information, comme par exemple une analyse en composantes principales.

Au vu des limitations des méthodes de classification automatique supervisée et non-supervisée décrites ci-dessus, il semble préférable d'avoir recours à d'autres types de méthodes de classification. Nous privilégions donc une approche basée sur une compréhension physique du signal de télédétection, à partir de laquelle il sera possible de déduire des critères de classification robustes.

1.3. Culture et morphologie du riz

Questions : quelles sont les caractéristiques des rizières susceptibles d'influencer les mesures de télédétection ?

La mesure de télédétection dépend des propriétés physiques de la cible (ici, les rizières). Afin de comprendre cette mesure, et donc de déduire des critères de classification, il faut connaître à la fois les caractéristiques physiques de la cible et la nature de la relation existant entre ces

caractéristiques et la quantité mesurée par l'instrument. Dans cette partie, nous allons donc décrire les conditions de culture du riz et l'évolution de la morphologie des plantes de riz au cours de leur cycle de croissance. La partie suivante examinera la relation entre les mesures de télédétection et les rizières ainsi décrites.

1.3.1. Les pratiques culturales

Bien qu'on puisse le trouver un peu partout à travers le monde, le riz a besoin de chaleur et d'eau et est donc cultivé majoritairement dans les régions tropicales et sub-tropicales (critère de température), et dans les zones humides et sub-humides (critère d'humidité du sol due aux précipitations). L'Institut International de Recherche sur le Riz (IRRI) distingue, dans Maclean *et al.* (2002), quatre types de riziculture, définis par les pratiques hydrologiques qui leur sont associées.

La **riziculture irriguée** (irrigated rice) est pratiquée dans des rizières entourées de diguettes dans lesquelles le niveau d'eau est contrôlé par des systèmes d'irrigation et de drainage. Une couche d'eau d'environ 2 à 20 cm est maintenue pendant la majeure partie de la saison. Ce type de riziculture fournit les rendements les plus élevés, et bien qu'elle ne constitue qu'un peu plus de la moitié des surfaces cultivées, elle contribue à 75% de la production mondiale en riz, et est donc le système majoritaire.

Dans la **riziculture pluviale de plaine** (rainfed lowland rice), parfois également appelée riziculture inondée, le niveau de l'eau n'est plus contrôlé activement par irrigation, mais dépend de l'alimentation par les eaux de pluie, par le ruissellement d'eaux provenant d'un réservoir ou par simple gravitation d'une parcelle à une autre. Ce système de culture est donc évidemment beaucoup plus exposé aux risques de sécheresses prolongées ou d'inondations subites, et fournit des rendements plus faibles. Avec 31% des surfaces cultivées, la riziculture pluviale de plaine représente 21% de la production mondiale.

La **riziculture d'altitude** (upland rice) est pratiquée sur des terrains généralement peu fertiles que l'on enseme à sec et où les récoltes dépendent fortement des régimes de pluies, notamment dans certains pays d'Afrique et d'Amérique latine, mais aussi sur les rives des fleuves en Asie, lorsque les eaux se retirent à la fin de la saison des pluies. Ce type de culture, dans lequel les champs ne sont donc pas inondés, ne représente qu'une très faible proportion de la production mondiale (environ 4%), pour une surface de 9%.

Dans la **riziculture d'inondation** (flood-prone rice), l'eau de culture est fournie par les crues des rivières et des fleuves ou par les marées qui touchent les embouchures des grands deltas. La profondeur de l'eau peut parfois dépasser les 5 mètres et nécessite l'utilisation de variétés spécifiques de riz d'eau profonde ou de riz flottant. Les rendements, tributaires de la météo, restent assez bas. Avec 8% des surfaces cultivées, ce type de riziculture ne fournit que 3% de la production mondiale, et est progressivement remplacée par la riziculture irriguée quand des aménagements hydrauliques sont réalisés.

La majorité des surfaces rizicoles du monde est donc soit en riziculture irriguée, soit en riziculture pluviale de plaine. Dans ces deux cas, les rizières sont recouvertes d'une lame d'eau plus ou moins épaisse durant la majeure partie de leur cycle de croissance. Cette couche d'eau va influencer le signal de télédétection.

Jusqu'à récemment, il était recommandé de conserver cette couche d'eau pendant toute la durée du cycle de croissance si possible. Depuis quelques années, en raison de la raréfaction des ressources en eau, l'IRRI conseille dans Bouman *et al.* (2007) d'appliquer une irrigation alternée (AWD : alternative wetting and drying), et de laisser le niveau d'eau descendre jusqu'à 15 cm au-dessous du sol avant d'irriguer à nouveau.

Mises à part les pratiques hydrologiques, les rizières diffèrent par leur mode de plantation : semis direct ou repiquage.

Dans le cas du **semis direct**, les grains de riz, souvent préalablement germés, sont semés à la volée dans les champs humides mais non inondés, puis sont recouverts d'une couche d'eau immédiatement ou plus souvent plusieurs jours après.

Dans le cas du **repiquage**, les grains de riz sont semés densément dans une pépinière, sous une couche d'eau, où ils vont grandir pendant 15 à 30 jours avant d'être repiqués dans des champs recouverts d'une fine couche d'eau. Le repiquage peut être manuel, dans les zones où la main d'œuvre est abondante, ou mécanique, et donc avec un alignement très régulier, dans les zones plus riches où les agriculteurs disposent de machines.

Dans les pays en développement, et notamment au Vietnam, le repiquage manuel, qui est la méthode de plantation traditionnelle est progressivement remplacée par le semis direct en

raison de l'augmentation du coût de la main d'œuvre. En conséquence, la densité des plantes de riz dans les rizières est plus élevée.

Les méthodes de plantation vont influencer le signal de télédétection par deux aspects : la présence ou non d'eau en début de saison et la densité des plantes.

1.3.2. Morphologie et cycle de croissance du riz

Le riz (*Oryza sativa*), originaire de l'Inde et de la Chine, se décline traditionnellement en deux cultivars principaux, *indica* et *japonica*. Le riz *indica* possède des grains longs et étroits. Il est cultivé dans les régions humides des tropiques et sub-tropiques et possède un rendement assez faible. Le riz *japonica*, aux grains ovales ou ronds, pousse dans les zones tropicales ou tempérées, et possède un fort rendement. A partir du milieu des années 60, des cultivars hybrides ont été créés. Ils possèdent de forts rendements et un cycle de croissance plus court, ce qui permet d'obtenir plusieurs récoltes de riz par an, jusqu'à 3 dans les zones irriguées tropicales. En fonction des variétés utilisées et des conditions climatiques, le cycle de culture du riz peut varier de 90 à plus de 150 jours.

Après le semis ou le repiquage, les plantes de riz passent par trois phases.

La **phase végétative** s'étend de la germination à l'initiation florale. Elle se caractérise par une émission importante de talles (tiges secondaires naissant à la base de la tige principale), une augmentation de la hauteur de la plante, et le développement de feuilles à des intervalles réguliers. Environ 40 à 65 jours après le repiquage, les touffes couvrent totalement les espaces entre les plantes. Pendant toute cette période, la structure de la plante reste érectophile : les talles sont quasi-verticaux et les feuilles ont un angle d'insertion faible (5 à 20°).

La **phase reproductive** comprend les stades d'épiaison/floraison : diminution du nombre de talles, développement de la feuille paniculaire, formation et floraison des panicules. Elle dure de 25 à 35 jours. La hauteur des plantes se stabilise et l'angle d'insertion des feuilles augmente pour atteindre 30 à 40°, faisant perdre à la plante son allure verticale.

La **phase de maturation** se traduit par le mûrissement des grains et l'assèchement de la plante, et dure de 25 à 40 jours.

1.3.3. Résumé

En résumé, on peut retenir, pour décrire les rizières, les éléments suivants :

- durant la majeure partie du cycle de croissance, le sol est recouvert d'une lame d'eau de 5 à 10 cm
- la plante croît très rapidement durant le stade végétatif, puis sa croissance cesse et seuls les organes reproductifs se développent durant la phase reproductive
- d'abord très verticale, la plante s'ouvre peu à peu durant le cycle de croissance

Ces caractéristiques, qui sont relativement propres au riz, devraient permettre de comprendre la réponse des rizières dans les images de télédétection et de développer des méthodes de cartographie des rizières à partir de ces images.

Néanmoins, le riz est une culture que l'on trouve dans des environnements très variés, et peut être cultivé de manière intensive et très mécanisée, ou au contraire de manière extensive avec une forte main d'œuvre. Ainsi, les rizières peuvent présenter des variations significatives, qui peuvent compliquer l'utilisation des données de télédétection et nécessitent des méthodes de classification très robustes. Cette variabilité s'exprime principalement sur les points suivants :

- la taille des champs, qui varie de quelques ares à plusieurs hectares
- la durée du cycle de croissance des plantes, qui s'étend de 90 à plus de 150 jours
- la méthode de plantation (semis direct ou repiquage), qui affecte l'état du sol au début de la culture et la densité des plantes dans les champs
- le nombre de récoltes par an, qui varie de 1 à 3
- la présence de cultures à des stades de développement divers dans une même région, en zones tropicales et équatoriales
- le régime hydrologique, qui garantit la présence de la couche d'eau dans le cas de l'irrigation continue, ou qui peut laisser cette couche d'eau disparaître dans le cas de l'irrigation alternée (qui tend à se répandre) ou de la riziculture pluviale.

1.4. La télédétection : potentiel pour le suivi des rizières

Questions : quelles familles d'instruments de télédétection spatiale sont aptes à observer les rizières ? Lesquelles peuvent fonctionner à l'échelle régionale voire globale, avec une fréquence temporelle élevée ?

Les techniques de télédétection consistent à identifier des caractéristiques de la surface terrestre et à estimer leurs propriétés bio-géophysiques en utilisant l'information portée par le rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par ces surfaces, dans un certain domaine de longueurs d'onde ou de fréquences¹. Ce rayonnement électromagnétique est capté par des instruments situés à grande distance des cibles observées : sur un avion ou un hélicoptère pour la télédétection aéroportée, et sur un satellite ou une navette spatiale pour la télédétection spatiale. C'est cette distance qui permet d'observer de grandes surfaces de manière synoptique. Pour répondre aux besoins de répétitivité de l'observation, nous nous ne nous intéressons ici qu'aux systèmes orbitaux, c'est-à-dire portés par des satellites.

La variété des instruments de télédétection est grande, tout comme leur gamme d'applications. Certains instruments comme les altimètres permettent d'obtenir des acquisitions monodimensionnelles, c'est-à-dire localisées spatialement sur la surface terrestre le long d'une ligne située à la verticale de la trajectoire du satellite qui le porte. Pour la problématique qui nous concerne, nous nous intéressons toutefois ici uniquement aux systèmes imageurs, qui permettent des acquisitions bidimensionnelles sous forme d'images de la surface observée

On distingue tout d'abord les systèmes actifs et passifs, selon que l'onde détectée est initialement émise par le système et réfléchi par la cible pour le premier cas, ou bien soit émise par une source externe et réfléchi par la cible, soit émise directement par la cible, pour le second cas. Une seconde distinction concerne le domaine électromagnétique auquel appartient le rayonnement enregistré par les capteurs, avec principalement deux grandes familles d'instruments : ceux qui opèrent dans le domaine optique, et ceux qui opèrent dans le domaine des micro-ondes.

¹ La longueur d'onde λ et la fréquence f d'une onde électromagnétique sont liées par la relation : $\lambda=c/f$ où c est la vitesse de la lumière (299 792 458 m/s). Une petite longueur d'onde correspond donc à une fréquence élevée, et inversement.

1.4.1. Les imageurs optiques

Dans le domaine optique, les gammes de longueur d'onde concernées comprennent la lumière visible (longueur d'onde : 380-760 nm ; fréquence : 400-790 THz), et par extension les infrarouges (0,76-10 μm ; 0,3-400 THz), et plus rarement les ultraviolets (10-380 nm ; 0,79-30 PHz). Les imageurs optiques sont des systèmes passifs qui enregistrent sur leurs capteurs le rayonnement optique issu du soleil et réfléchi par les surfaces observées. De par leur modalité de fonctionnement, ces systèmes ne peuvent effectuer des observations que de jour et sans couverture nuageuse. Cette contrainte est assez limitante dans le cas de l'observation des rizières car celles-ci sont situées en majorité dans les zones tropicales, où la présence de nuages est fréquente. Les instruments qui mesurent ces intensités de flux électromagnétiques lumineux sont des radiomètres, fournissant des mesures panchromatiques, et des spectroradiomètres, fournissant des mesures en fonction de la longueur d'onde, permettant de constituer des données multispectrales. Les imageurs optiques actuellement en orbite fonctionnent sur une grande gamme de résolutions spatiales, de quelques dizaines de centimètres à quelques centaines de mètres. En raison de la bande passante limitée des systèmes spatiaux, la largeur de fauchée des acquisitions décroît quand la résolution spatiale s'améliore et quand le nombre de bandes spectrales acquises augmente. Il y a donc un compromis à trouver entre la finesse d'observation (spatiale et spectrale) et la taille de la zone couverte. De par le besoin d'observations à l'échelle régionale voire continentale, nous devons privilégier les systèmes permettant des acquisitions avec une large fauchée, ce qui laisse de côté un certain nombre de systèmes imageurs optiques récents qui privilégient plutôt la résolution spatiale ou l'information spectrale (systèmes hyperspectraux).

Dans ce domaine optique, la réponse spectrale des surfaces végétales est dominée par la réponse particulière de la chlorophylle, qui s'exprime notamment par une faible réflectance dans le bleu et le rouge, une réflectance un peu plus élevée dans le vert, et très élevée dans le proche infrarouge. Pour cette raison, les principaux systèmes optiques multispectraux (par exemple Landsat, SPOT, MODIS, MERIS) ont intégré une bande rouge et une bande infrarouge afin de rendre possible l'observation de l'activité photosynthétique, et donc de la végétation, par l'intermédiaire notamment d'indices de végétation comme par exemple la différence normalisée des réflectances proche infrarouge et rouge, nommé NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). Ces indices de végétation utilisés tels quels ne permettent cependant pas de distinguer le riz des autres types de végétation, sauf dans les régions où le riz a une phénologie qui lui est exclusive et qui permettrait de le distinguer temporellement

sans ambiguïté. Comme indiqué dans la partie précédente, dans la plupart des rizières, l'apparition de la végétation est précédée d'une période pendant laquelle les champs sont inondés. Cette caractéristique peut être exploitée spectralement afin de distinguer le riz des autres types de végétation. Des indices sensibles à l'eau et à l'humidité faisant intervenir la réflectance en moyen infrarouge, comme par exemple la différence normalisée des réflectances proche infrarouge et moyen infrarouge, appelé NDWI (Normalized Difference Water Index), ont été utilisés conjointement aux indices de végétation pour détecter les rizières grâce à leur comportement spécifique lors de l'inondation des champs, notamment par Xiao *et al.* (2002a), Xiao *et al.* (2002b), Xiao *et al.* (2005), Xiao *et al.* (2006) et Van Niel et McVicar (2003). A cause de l'effet des nuages, les données optiques couvrant de larges zones, à partir desquelles on peut dériver les indices de végétation et d'eau, sont souvent calculées sur des images issues de la synthèse d'observations quasi-quotidiennes sur 8 ou 10 jours (MODIS ou SPOT/VGT). Cette fréquence d'observation de l'ordre de la dizaine de jours est insuffisante pour être certain de détecter le comportement spectral spécifique présent lors de la phase d'inondation, qui dure entre 5 et 15 jours en général. Les imageurs optiques semblent donc intrinsèquement limités par rapport aux objectifs fixés dans cette thèse.

1.4.2. Les imageurs micro-ondes

La famille d'instruments de télédétection qui fonctionnent dans le domaine des micro-ondes (0,75-100 cm ; 0,3-40 GHz) regroupe à la fois des systèmes passifs, qui captent les micro-ondes émises naturellement par la surface terrestre, et des systèmes actifs : les diffusiomètres et les radars.

Les systèmes passifs ne semblent pas adaptés au suivi de la végétation, et sont utilisés principalement en météorologie, hydrologie et océanographie.

Les diffusiomètres fonctionnent à basse résolution et sont utilisés principalement pour l'observation des vagues et l'estimation de la vitesse des vents sur les océans, et pour la détection de glace de mer.

Les radars (RADio Detection And Ranging - détection et estimation de la distance par ondes radio) sont, dans leur acception générale, des systèmes constitués d'une antenne émettrice qui envoie une onde électromagnétique vers une cible, et d'une antenne réceptrice qui récupère l'onde rétrodiffusée par la cible. Lorsque les antennes émettrices et réceptrices sont en fait la même antenne, ou sont situées très proches l'une de l'autre comparativement à la distance

antenne-cible, on parle de configuration monostatique. Lorsque les deux antennes sont séparées, on parle de configuration bistatique, voire multistatique dans le cas de plusieurs antennes réceptrices. Les radars imageurs utilisés en télédétection spatiale sont des radars à synthèse d'ouverture, couramment appelés SARs (pour Synthetic Aperture Radar). Tous les SARs actuellement embarqués sur des satellites civils sont en configuration monostatique. Le principe de la synthèse d'ouverture consiste à affiner virtuellement l'ouverture de l'antenne à l'aide d'un traitement électronique approprié, afin d'améliorer ainsi la résolution azimutale. De tels systèmes permettent d'atteindre des résolutions de l'ordre de quelques mètres pour les plus récents, et jusqu'à 1km pour certaines applications, pour des largeurs de fauchée allant d'une dizaine de kilomètres jusqu'à 500km. Comme pour les imageurs optiques, la résolution spatiale et la largeur de fauchée sont des paramètres concurrentiels.

Outre la résolution spatiale, la configuration d'un SAR est caractérisée principalement par trois paramètres : la **fréquence** d'émission, la **polarisation** d'émission et de réception, et l'angle d'**incidence**.

Différentes bandes de **fréquences** sont utilisées par les SARs aéroportés et spatiaux. Celles-ci sont présentées dans le Tableau 1. L'interaction de l'onde électromagnétique avec la cible terrestre se fait avec les diffuseurs présents dans la cellule de résolution dont les dimensions sont du même ordre que la longueur d'onde considérée. Dans le cas des plantes de riz, la taille des diffuseurs peut aller de quelques centimètres (épis, feuilles) à quelques dizaines de centimètres (feuilles, tiges). Les SARs adaptés à l'observation des rizières fonctionnent donc *a priori* plutôt dans les bandes Ka à L. En pratique cependant, seules les bandes X, C et L sont présentes sur les satellites actuellement en opération et sont donc prises en compte dans cette discussion.

Tableau 1. Liste des bandes principales de longueur d'onde utilisées par les SARs.

Bande	Fréquence (GHz)	Longueur d'onde (cm)
Ka	26,5-40	0,75-1,1
K	18-26,5	1,1-1,67
Ku	12,5-18	1,67-2,4
X	8-12,5	2,4-3,75
C	4-8	3,75-7,5
S	2-4	7,5-15
L	1-2	15-30
P	0,3-1	30-100

Le signal radar est également caractérisé par sa **polarisation**, définie par deux lettres, la première désignant la polarisation d'émission et la seconde la polarisation de réception (ou

parfois le contraire). Les systèmes spatiaux actuels fonctionnent exclusivement en polarisation linéaire, c'est-à-dire horizontale (H) et verticale (V), par opposition par exemple aux polarisations circulaires gauche (L) et droite (R). Les mesures radar correspondantes sont donc en polarisation HH, VV, HV ou VH. Lorsque les polarisations d'émission et de réception sont identiques, on parle de co-polarisation (HH et VV), et sinon de polarisation croisée (HV et VH). Les premiers SARs sur satellite ne pouvaient mesurer en même temps qu'une seule polarisation (mono-polarisation). Les systèmes plus récents permettent l'acquisition de deux polarisations (double-polarisation), voire quatre pour certains instruments alors appelés polarimètres. Parmi les systèmes double-polarisation, certains se contentent de mesurer l'amplitude de l'onde reçue dans chaque polarisation, alors que d'autres sont capables de mesurer la phase relative entre les deux polarisations, et sont donc dits cohérents. Les polarimètres ont eux aussi pour particularité de mesurer la phase relative entre les quatre polarisations en plus de leur intensité. L'acquisition de ces données de phases relatives apporte beaucoup d'information, mais est néanmoins techniquement exigeante, et a pour contrepartie de réduire la fauchée de moitié par rapport aux acquisitions incohérentes et de multiplier par quatre le volume des données, pour des raisons expliquées au chapitre suivant.

Enfin, l'**angle d'incidence** de l'illumination radar sur la surface terrestre est un paramètre essentiel de la rétrodiffusion des cibles. Celui-ci varie entre une quinzaine et une cinquantaine de degrés, et peut être soit fixe, soit réglable par dépointage de l'antenne.

Dans cette thèse, une configuration SAR avec une bande de fréquence f , une polarisation d'émission p et de réception q , et un angle d'incidence θ sera noté : f - pq - θ° . Par exemple, la configuration correspondant à la bande C en polarisation VV à 23° d'incidence sera notée C-VV- 23° . Pour simplifier l'écriture, cette notation pourra aussi désigner le coefficient de rétrodiffusion dans cette configuration.

Le Tableau 2 présente les principaux SARs spatiaux civils passés, actuels et à venir.

Tableau 2. Liste des principaux SARs spatiaux civils passés, actuels et à venir.

Nom	Agence	Date	Bande	Polarisation	Résolution (m)	Fauchée (km)	Incidence (°)
ERS-1	ESA	1991-2000	C	VV	30	100	23
JERS	JAXA	1992-1998	L	HH	18	75	35-42
ERS-2	ESA	1995-	C	VV	30	100	23
RADARSAT-1	CSA	1995-	C	HH	8-100	45-500	20-49
ENVISAT/ASAR	ESA	2002-	C	mono, double	30-1000	100-400	17-42
ALOS/PALSAR	JAXA	2006-	L	mono, double, polarimétrique	2,5-100	35-350	7,9-60
TerraSAR-X	DLR	2007-	X	mono, double	1-16	10-100	20-55
COSMO-SkyMed	ASI	2007-	X	mono, double	1-30	10-200	20-55
RADARSAT-2	CSA	2007-	C	mono, double, polarimétrique	1-160	15-500	20-60
RISAT-1	ISRO	2010?	C	mono, double, polarimétrique	2-50	10-240	10-54
HJ-1C	MOST	2010?	S	VV	4-25	35-105	25-47
Sentinel-1	ESA	2011?	C	double	5-80	80-400	20-45
MAPSAR	DLR-INPE	2011?	L	mono, double, polarimétrique	3-20	20-55	20-45
BIOMASS	ESA	pré-sélectionné	P	polarimétrique	50-100	>100	30
CoReH ₂ O	ESA	pré-sélectionné	X, Ku	double	25-50	>100	30-40

ESA : European Space Agency (Union Européenne) - JAXA : Japanese Aerospace eXploration Agency (Japon) - CSA : Canadian Space Agency (Canada) - DLR : Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (Allemagne) - ASI : Agenzia Spaziale Italiana (Italie) - ISRO : Indian Space Research Organisation (Inde) – MOST : Ministry of Science and Technology (Chine) - INPE : Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Brésil)

Le signal radar dépend donc de la configuration radar considérée (fréquence, polarisation, angle d'incidence), et aussi des propriétés électriques et physiques de la cible : humidité et rugosité du sol, pente, densité et structure du couvert végétal (si végétation), présence de neige, présence d'eau libre, présence de bâti (réflecteurs en coin), etc. Un très grand nombre de paramètres entre donc en jeu dans la mesure radar.

Les travaux de modélisation passés ont démontré que la rétrodiffusion d'une parcelle végétale met en jeu plusieurs mécanismes d'interaction entre l'onde électromagnétique, le couvert végétal et le sol, à savoir principalement :

- la réponse du sol (diffusion de surface) atténuée par la traversée du couvert végétal
- la réponse directe du couvert végétal (diffusion de volume)
- la réponse du double rebond couvert-sol ou sol-couvert (interaction surface-volume).

La Figure 1 représente ces trois types de mécanismes de rétrodiffusion.

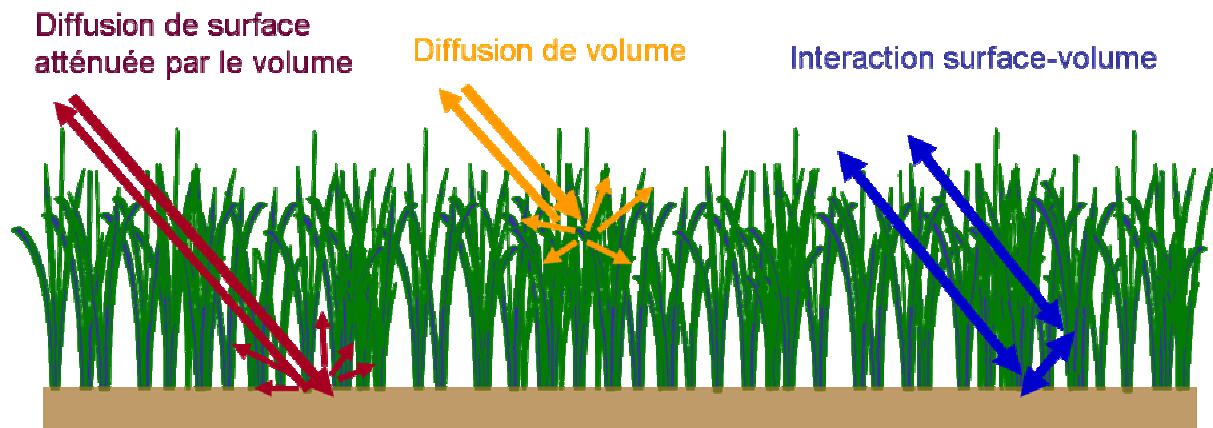


Figure 1. Les trois types de mécanismes de rétrodiffusion dominants sur un couvert de végétation.

Dans la plupart des cas, l'interaction surface-volume est négligeable par rapport aux deux autres termes. Néanmoins, dans le cas où le sol est recouvert d'une surface d'eau (réflexion spéculaire), comme c'est le cas en général pour les rizières, ce terme peut devenir important, voire dominant, dans certaines configurations. Grâce à cette caractéristique physique bien distinctive des rizières, qui peut être exploitée dans des méthodes de classification, les radars semblent particulièrement adaptés à la cartographie des rizières et au calcul des surfaces cultivées en riz. Un autre avantage conséquent des données radar pour le suivi des rizières est que, grâce au fait qu'ils fournissent leur propre illumination et que celle-ci n'est pas sensible aux nuages, l'acquisition des images peut se faire à tout moment (de jour comme de nuit, et sous toute condition météorologique), et donc à des dates programmées.

Les SARs présentent donc le double avantage d'être sensible au riz de façon assez particulière *a priori* et de pouvoir fournir des données de façon fréquente tout en ayant des fauchées supérieures à 100km. C'est ce qui nous a amenés à nous consacrer essentiellement à la télédétection radar dans cette thèse.

1.5. SAR et rizières : état de l'art

Question : quelles configurations SAR permettent de mettre en avant un comportement discriminant des rizières pouvant être utilisé comme critère de classification ?

L'apparition des polarimètres, d'abord aéroportés dès les années 80, puis sur navette spatiale en 1994, et maintenant sur satellite depuis quelques années, a été accompagnée par le développement de méthodes de classification spécifiques à ces données. Les méthodes les

plus récentes, développées par Cloude et Pottier (1997), Freeman et Durden (1998), Lee *et al.* (1999), Ferro-Famil *et al.* (2001), et Lee *et al.* (2004), reposent notamment sur une décomposition du signal en plusieurs mécanismes de rétrodiffusion tels que ceux représentés sur la Figure 1, ce qui laisse présager l'intérêt de ces méthodes pour le suivi agricole. McNairn et Brisco (2004) ont effectué une revue de l'utilisation des SARs polarimétriques en bande C pour le suivi agricole. Cette revue montre que les polarimètres sont capables d'apporter une information précieuse pour discriminer les différents types de culture. Néanmoins, comme le soulignent les auteurs de cette revue, la couverture spatiale des données polarimétriques spatiales est actuellement très réduite, avec une fauchée de 15km pour TerraSAR-X (qui propose des données polarimétriques à titre expérimental et non opérationnel), 25km pour Radarsat-2 et 35km pour PALSAR. Les systèmes polarimétriques actuels semblent donc plutôt destinés, dans le cadre du suivi agricole, à des applications d'agriculture de précision, pour lesquelles elles sont d'ailleurs très performantes. Par rapport aux besoins que nous avons identifiés en 1.1, c'est-à-dire notamment un suivi opérationnel des cultures à grande échelle, la faible largeur de fauchée réduit considérablement l'attractivité des méthodes de classification polarimétriques. Par ailleurs, cette limitation des systèmes actuels, qui paraît rédhibitoire, ne semble pas devoir être améliorée dans un futur proche.

Il nous faut donc limiter notre champ d'investigation à l'utilisation des données SAR incohérentes, comprenant une seule ou deux polarisations. Afin d'identifier les configurations SAR dans lesquelles les rizières ont un comportement discriminant qui pourrait être utilisé comme critère de classification, nous devons faire appel à la fois aux travaux de modélisation antérieurs et aux études basées sur l'analyse de données (SAR ou diffusiomètre au sol) dont nous allons dresser l'état de l'art à partir de la littérature scientifique.

Les travaux de modélisation relèvent de plusieurs approches, à savoir principalement le transfert radiatif et la théorie analytique des ondes (modèles cohérents basés sur l'approximation de Born simplifiée). Les performances de ces modèles dépendent à la fois de la précision de la description du milieu et de la précision de la description des interactions électromagnétiques entre l'onde et ce milieu. Le milieu peut être décrit grossièrement comme une couche de diffuseurs aléatoires (couvert de riz) sur une surface réfléchissante (eau), ou au contraire de façon plus explicite avec une prise en compte des tiges, feuilles et épis modélisés comme des cylindres ou des ellipses allongées, et avec une disposition des plantes de riz en rangées. Les interactions considérées peuvent être simples (diffusion de volume, diffusion de

surface) ou intégrer des phénomènes plus complexes : interaction volume-surface, diffusions multiples, effets cohérents (interférences), interactions de champ proche. Les résultats des modèles sont donc variables selon la voie de modélisation retenue. Ils peuvent permettre de comprendre quels mécanismes de rétrodiffusion prédominent pour une configuration donnée, mais doivent être comparés à des données SAR afin d'éprouver leur validité.

Nous allons passer en revue par bande de fréquence les travaux de modélisation publiés, et les analyser à la lumière des études publiées basées sur des mesures SAR réelles. Les travaux des années 90 se sont souvent concentrés sur les configurations disponibles sur les SARs spatiaux existants, comme par exemple C-VV-23° pour ERS, C-HH à diverses incidences pour RADARSAT, ou L-HH-38° pour JERS.

1.5.1. Bande X

Les travaux de modélisation en bande X sont peu nombreux, probablement parce que les SARs spatiaux fonctionnant à ces fréquences sont encore récents et que les efforts de modélisation ont été plutôt portés sur les bandes C et L qui sont disponibles depuis longtemps.

Le Toan *et al.* (1989) ont modélisé par l'approche du transfert radiatif les contributions respectives de la diffusion de volume (avec comme diffuseur les feuilles modélisées comme des cylindres) et de l'interaction surface-volume.

Les résultats ont montré qu'en début de saison, l'interaction surface-volume est le phénomène de diffusion dominant aux polarisations HH et VV à toutes les incidences (de 10° à 70°).

A un stade plus avancé, l'interaction surface-volume est toujours dominante pour VV aux faibles incidences (10°-30°) et pour HH aux incidences faibles à moyennes (10° à 50°), mais pour VV aux incidences moyennes (30°-50°) et pour HH aux incidences élevées (50°-70°), la rétrodiffusion est caractérisée par une contribution mixte de l'interaction surface-volume et de la diffusion de volume, et est dominée pour VV aux incidences élevées par la diffusion de volume.

Le profil temporel des rétrodiffusions est également modélisé pour une incidence de 60°, et montre pour X-HH-60° une augmentation de la rétrodiffusion en début de saison (interaction

surface-volume croissant avec le volume) suivie d'un plateau (diminution de l'interaction surface-volume à cause de l'atténuation par le volume, compensée par l'augmentation de la diffusion de volume), et pour X-VV-60° une augmentation en début de saison suivie d'une diminution à partir de la mi-saison (diminution de l'interaction surface-volume non compensée par l'augmentation de la diffusion de volume qui atteint un plateau). En VV, l'atténuation due au volume est plus grande qu'en HH car le volume est constitué de structures verticales (tiges). Les résultats de ces modélisations sont en accord avec des mesures issues du SARs aéroporté VARAN-S sur des rizières en Camargue.

De plus, la rétrodiffusion HH est inférieure à la rétrodiffusion VV en début de saison, mais supérieure à maturité (de 4 à 10dB, corrélés positivement avec la hauteur des plantes). En effet, à cause de la plus forte atténuation en VV qu'en HH due aux structures verticales comme les tiges ou dans une moindre mesure les feuilles, le terme d'interaction surface-volume devient négligeable en VV alors qu'il reste important en HH. Cette particularité a permis aux auteurs de faire une carte des rizières en appliquant un seuil au rapport de polarisation HH/VV en fin de saison.

Dans cette étude, le profil temporel des co-polarisations n'a cependant pas été modélisé aux incidences plus faibles, et la polarisation croisée n'a pas été considérée.

Inoue *et al.* (2002) ont effectué des mesures de la rétrodiffusion de rizières sur un site expérimental au Japon à partir d'un diffusiomètre au sol, aux polarisations HH, VV et HV, et aux incidences de 25°, 35°, 45° et 55°, pendant toute une saison. Ces mesures ont été faites sur une gamme très large de fréquences : en bande Ka, Ku, X, C et L. Les résultats pour les bandes C et L seront commentés dans les parties correspondantes.

Toutes les configurations en bande X ont montré une augmentation assez rapide de la rétrodiffusion en début de saison (environ les 50 premiers jours), attribuée à l'augmentation de l'interaction surface-volume consécutive à l'augmentation de la densité de tiges, suivie d'une diminution légère pour les incidences faibles et plus importante pour les incidences fortes, attribuée au développement des feuilles qui atténuent le signal, et d'une augmentation légère en fin de saison avec l'apparition des épis.

Le comportement du rapport de polarisation HH/VV aux hautes incidences (45° et 55°) est le même que dans Le Toan *et al.* (1989) : HH/VV<1 en début de saison et HH/VV>1 en fin de saison. Ce n'est cependant pas le cas, ou de façon non significative, à 25° et 35°.

Les valeurs de la rétrodiffusion en polarisation croisée sont à peu près du même ordre de grandeur que celles des co-polarisations.

Les profils temporels rapportés par Inoue *et al.* (2002) sont globalement en accord avec d'autres mesures effectuées par Kim *et al.* (2000) en bande X à l'aide d'un diffusiomètre au sol, aux polarisation HH, VV et HV, et aux incidences de 10°, 20°, 30°, 40°, 50° et 60°, sur toute une saison de riz en Corée du Sud.

Dans cette expérience, la polarisation croisée présente comme prévu des valeurs de rétrodiffusion sensiblement inférieures à celles des co-polarisations.

Le comportement du rapport de polarisation HH/VV aux hautes incidences n'est pas comparable à celui décrit par Le Toan *et al.* (1989) et Inoue *et al.* (2002). Une explication avancée est que la densité des plantes de riz est très élevée dans ce site par rapport aux valeurs rapportées dans les autres travaux, et que par conséquent l'atténuation due au couvert peut être suffisamment importante pour que l'interaction surface-volume soit négligeable en HH aussi.

En résumé, en bande X, le comportement de la rétrodiffusion semble être marqué par une augmentation assez rapide en début de saison (plus d'une dizaine de décibels) à toutes les polarisations et à toutes les incidences, suivi d'une diminution et d'une nouvelle augmentation plus ou moins marquées.

Le rapport de polarisation HH/VV aux fortes incidences peut également avoir un comportement caractéristique, mais peut-être uniquement dans le cas où la densité des plantes de riz n'est pas trop élevée, ce qui est limitant.

1.5.2. Bande C

Un modèle a été développé par Durden *et al.* (1995), reposant sur l'approximation de Born simplifiée, et représentant la diffusion de volume et l'interaction surface-volume en co-polarisation dans une couche de diffuseurs discrets au-dessus d'une surface réfléchissante. Les paramètres sont choisis proportionnels au LAI, et le modèle est calé sur des mesures de HH et VV à 50° en bande C et L effectuées sur 19 champs en Californie à une seule date en

fin de saison. Du fait que les mesures de LAI et les acquisitions SAR aient été faites à une seule période et non tout au long d'une saison, la variation du LAI est due non pas à une évolution saisonnière au sein d'un champ de riz mais plutôt aux différences de densité de plantations des champs, qui varie de 551 à 1378 tiges par mètre carré. Ainsi, les valeurs des rétrodiffusions données en fonction du LAI ne s'assimilent pas à des profils temporels, mais servent plutôt à mesurer la dépendance de la rétrodiffusion à la densité des plantes. Les mesures issues d'AIRSAR ont montré que seule la rétrodiffusion C-VV-50° était corrélée significativement au LAI, et de façon négative ($r=-0,69$), indiquant que la rétrodiffusion diminue quand le LAI - c'est-à-dire la densité des plantes - augmente.

La modélisation montre toutefois que pour des LAI très faibles (inférieur à 1), C-VV-50° augmente avec le LAI, et diminue ensuite pour les LAI plus élevés. La décomposition des mécanismes de diffusion indique que l'interaction surface-volume domine par rapport à la diffusion de volume pour les champs les moins densément plantés ($LAI < 4,3$), mais pour les champs les plus denses, l'atténuation du couvert est tellement forte que l'interaction surface-volume devient inférieure à la diffusion de volume.

Un modèle cohérent de la diffusion dans un couvert de riz reposant sur des simulations de Monte Carlo développé par Le Toan *et al.* (1997) et Wang *et al.* (2005) a montré que la rétrodiffusion en co-polarisation linéaire dans les rizières inondées est dominée par le double-rebond issu de l'interaction couvert-sol lorsque le riz est bien développé, les diffuseurs principaux dans le couvert étant les tiges des plantes de riz, pour les incidences faibles (23°) aussi bien qu'élevées (43°). La rétrodiffusion augmente considérablement dans la première partie de la saison de riz (stade végétatif) en configuration C-HH-23° et C-VV-23° (une dizaine de décibels), et de façon un peu moindre en C-HH-43°, et a tendance à plafonner ou à décroître légèrement dans la deuxième partie de la saison (stade reproductif). Ces comportements temporels sont confirmés par des séries de données issues d'ERS et RADARSAT.

Par ailleurs, la comparaison de C-HH-23° et C-VV-23° montre que le rapport HH/VV aux faibles incidences est élevé (supérieur à 4dB) pendant une grande partie de la saison, pour des raisons similaires à celles avancées dans le cas de la bande X : le mécanisme de diffusion dominant est l'interaction surface-volume atténuée par le volume, avec une atténuation supérieure en VV à cause de la structure verticale des diffuseurs intervenant dans le volume.

Koay *et al.* (2007) ont mis au point un modèle de transfert radiatif intégrant les effets cohérents et la diffusion de volume multiple.

Les résultats de ce modèle montrent une augmentation de plusieurs décibels au cours de la saison de riz de la rétrodiffusion à 41° d'incidence, à la fois en co-polarisation, ce qui confirme les résultats de Le Toan *et al.* (1997) et Wang *et al.* (2005), et en polarisation croisée.

Pour C-HH- 41° , le mécanisme de rétrodiffusion principal est l'interaction surface-volume en début de saison, puis à mesure que la plante grandit et que l'atténuation due au couvert augmente, la diffusion de volume. Pour C-VV- 41° , l'interaction surface-volume est négligeable à toute date, et la diffusion de volume domine. Pour C-HV- 41° , la diffusion double de volume tend à prédominer, la diffusion simple de volume restant importante et la diffusion surface-volume négligeable. La modélisation montre aussi que dès la fin du stade végétatif, la rétrodiffusion est dominée par la diffusion simple de volume en C-HH et C-VV à toutes les incidences, et par une contribution mixte des diffusions simple et double de volume en C-HV. Néanmoins, la validation de ces résultats de modélisation par des jeux de données réels n'a été faite que sous deux configurations : en C-HH- 41° (RADARSAT) et en C-VV- 23° (ERS).

Les mesures d'Inoue *et al.* (2002) confirment que les profils temporels en co-polarisation et polarisation croisée sont caractérisés par une augmentation de la rétrodiffusion au cours du stade végétatif, approximativement jusqu'à l'épiaison, suivie d'un plateau ou d'une légère diminution, et ce pour toutes les incidences testées. Les résultats présentés montrent aussi que le rapport de polarisation HH/VV atteint des valeurs élevées (plus de 5dB) pendant au moins une partie de la saison, à toutes les incidences.

En résumé, l'augmentation de la rétrodiffusion au cours de la saison semble être une caractéristique assez générale en bande C, qui a été observée en co-polarisation dans de nombreux pays asiatiques à partir de données ERS et RADARSAT : au Japon par Kurosu *et al.* (1995), en Indonésie par Le Toan *et al.* (1997) et Ribbes et Le Toan (1999), en Chine par Shao *et al.* (2001), en Inde par Chakraborty *et al.* (1997) et Chakraborty *et al.* (2005), aux Philippines par Chen et McNairn (2006), en Thaïlande par Aschbacher *et al.* (1995) et

Kaojarern *et al.* (2002), et au Vietnam par Liew *et al.* (1998) et Lam Dao *et al.* (2005). Les travaux de Durden *et al.* (1995) suggèrent toutefois que cette augmentation, due principalement à l'interaction surface-volume, pourrait être limitée en fin de saison pour les champs où la densité de plantes est très élevée.

Les valeurs élevées du **rapport de polarisation HH/VV**, notamment aux faibles incidences, semblent également être une caractéristique assez constante des rizières. Aucune mesure de ce rapport de polarisation issue de données satellitaires n'a cependant été encore publiée, bien que les données ASAR permettent depuis le lancement d'ENVISAT en 2002 d'acquérir simultanément les polarisations HH et VV.

1.5.3. Bande L

Rosenqvist (1999) a observé des profils temporels de la rétrodiffusion de rizières issus de JERS, correspondant à la configuration L-HH-38°. Sur un champ planté manuellement en Malaisie, il a observé une importante augmentation de la rétrodiffusion pendant la première partie de la saison, avec une dynamique d'environ 8dB, suivie d'une légère diminution jusqu'à la récolte. Sur un champ planté mécaniquement au Japon, le même comportement a été observé, mais avec une dynamique allant de 3dB à environ 20dB, en fonction de l'orientation des rangs, les plus grandes dynamiques correspondant à des orientations parallèles ou perpendiculaires au passage du satellite. Cette différence de comportement entre les champs plantés manuellement et mécaniquement s'explique par le phénomène de diffraction de Bragg, qui a été observé initialement dans des cristaux traversés par des rayons X : lorsque une onde électromagnétique rencontre des alignements réguliers de diffuseurs dans le milieu, des interférences ont lieu, qui peuvent être soit constructives (résonance de Bragg), soit destructives, en fonction de l'espacement des diffuseurs et de leur alignement avec l'onde. Deux champs de riz au même stade de croissance peuvent donc avoir des rétrodiffusions complètement différentes en fonction de la distance entre leurs rangs et de leur orientation.

Wang *et al.* (2005) ont aussi simulé des données en bande L de la même manière qu'en bande C, en configuration L-HH-35°. Différentes valeurs de l'espacement des rangs ont été testées. Toutes montrent une augmentation assez élevée de la rétrodiffusion au cours de la saison

(plus de 8dB), mais avec des valeurs de rétrodiffusion très différentes (jusqu'à une dizaine de décibels), selon que l'espacement correspond à la résonance de Bragg ou non. Le rapport de polarisation HH/VV est également modélisé à 35°, et indique que pendant la majeure partie de la saison, HH est supérieur à VV (jusqu'à 8dB) en raison de la prédominance de l'interaction surface-volume. La modélisation montre par ailleurs que HH/VV est quasiment indépendant de l'espacement des plantes, et annule donc l'effet des interférences dues à l'alignement régulier des rangs.

Ouchi *et al.* (2006) ont étudié spécifiquement l'effet de la diffraction de Bragg à partir de données JERS et est parvenu à des observations relativement identiques, à savoir que dans les champs plantés mécaniquement, le riz est quasiment transparent en L-HH-35° (dynamique de quelques décibels entre les champs inondés et les riz à maturité) en dehors des cas favorisant la résonance de Bragg (dynamique allant jusqu'à une vingtaine de décibels).

Wang *et al.* (2009) ont simulé par un modèle de transfert radiatif les contributions des tiges, des feuilles et des épis dans la rétrodiffusion d'un couvert de riz en bande L à 38° pour HH, VV et HV, en parallèle avec l'analyse de données PALSAR en configuration L-HH-38° et L-VV-38°. Les données PALSAR montrent une augmentation de la rétrodiffusion d'en moyenne 6 à 8dB dans la première moitié de la saison, suivie d'un plateau, avec de grandes disparités pour une date donnée, probablement due au moins en partie à la diffraction de Bragg (non évoquée par l'auteur). Le modèle ne parvient pas à simuler correctement la rétrodiffusion en tout début de saison (sous-estimation de 12dB). En fin de saison cependant, le modèle montre que L-HH-38° est dominé par l'interaction feuilles-sol et par la diffusion de volume due aux feuilles, alors que L-HV-38° semble être plutôt affecté par des interactions multiples non prises en compte dans le modèle. En configuration L-VV-38°, le riz est quasiment transparent (pas de dynamique).

Les mesures d'Inoue *et al.* (2002) en bande L montrent une dynamique saisonnière marquée pour HH et HV sous toutes les incidences, et pour VV aux incidences élevées (45°-55°). L'étude confirme que L-VV est quasiment insensible au riz à 25° et 35°. La comparaison de HH et VV montre que le rapport de polarisation HH/VV est élevé en fin de saison à 25° et de

façon moindre à 35°, mais que VV est supérieur à HH pendant quasiment toute la saison aux incidences élevées.

En résumé, l'étude comparée des modèles et des données SAR réelles disponibles en bande L fait apparaître une dynamique saisonnière relativement élevée en polarisation HH et HV à toutes les incidences pour le cas général, mais qui peut être absente dans le cas des champs plantés mécaniquement à cause des interférences causées par la régularité des rangs.

Les valeurs élevées du rapport de polarisation HH/VV aux faibles incidences pourraient être caractéristique des rizières, mais doivent être confirmées sur des données réelles.

1.5.4. Synthèse

Pour conclure, aux trois bandes de fréquence considérées, les travaux de modélisation et l'analyse de données réelles ont montré que les rizières pouvaient être caractérisées, sous certaines conditions (incidence, densité de plantation), par une dynamique saisonnière élevée de la rétrodiffusion en co-polarisation (augmentation supérieure à 5dB), et par un rapport de polarisation HH/VV élevé (supérieur à 3dB). Ces deux comportements se manifestent lorsque le mécanisme de rétrodiffusion dominant - au moins pour HH - est l'interaction surface-volume (atténuée par le volume), ce qui ne peut être le cas que pour une végétation à structure verticale poussant sur une surface d'eau, et est donc relativement caractéristiques des rizières dans un paysage agricole.

Les polarisations croisées HV ou VH peuvent également connaître une augmentation de leur rétrodiffusion au cours de la saison, mais celle-ci semble due principalement à la diffusion de volume (simple ou multiple) et n'est donc *a priori* pas spécifique au riz.

L'emploi de la bande L est pour l'instant délaissé, en raison des effets limitants de la diffraction de Bragg et de l'indisponibilité de données présentant les polarisations HH et VV simultanément avec une fauchée large. En effet, la seule possibilité actuellement et dans un avenir proche pour obtenir des mesures de HH/VV en bande L est d'utiliser le mode polarimétrique de PALSAR, qui ne fournit des images qu'avec une fauchée de 30km ce qui est insuffisant dans le cadre d'un suivi régional à continental.

De la même manière, en bande X, le rapport HH/VV ne peut être calculé qu'à partir de données TerraSAR-X d'une fauchée maximale de 15km ou de données COSMO-SkyMed d'une fauchée de 30km.

La bande C semble donc être le meilleur choix pour le suivi des rizières.

1.6. Approche et plan de la thèse

Nous choisissons donc de travailler dans cette thèse sur la bande C, en cherchant à exploiter les caractéristiques de la rétrodiffusion des rizières, à savoir le **rapport de polarisation HH/VV** et l'**augmentation temporelle de la rétrodiffusion** en co-polarisation. Nous voulons privilégier l'emploi de données de large fauchée afin de couvrir de larges zones, en contrepartie d'une résolution moyenne. Le mode d'acquisition ScanSAR, implémenté pour la première fois sur RADARSAT-1, permet d'obtenir des images sur des fauchées de l'ordre de 400 à 500km. Ce mode est actuellement disponible en bande C sur RADARSAT-1 et 2, avec les modes ScanSAR étroit et ScanSAR large qui offrent des données sur une fauchée de 300km et 500km respectivement, avec une résolution d'environ 50m et 100m, et sur ASAR, avec le mode Wide-Swath qui opère sur une fauchée de 400km avec une résolution de 150m. Dans le futur, la constellation Sentinel-1 en sera également équipée. Le calcul du rapport de polarisation HH/VV nécessite d'avoir des images qui présentent les deux co-polarisations HH et VV (polarisations jumelles). Beaucoup d'instruments qui fournissent des données en double polarisation le font cependant en polarisations duales, c'est-à-dire une co-polarisation et une polarisation croisée (HH et HV ou VV et VH), car ces combinaisons permettent de n'émettre qu'en une seule polarisation (H ou V), et de recevoir en deux polarisations, alors que l'acquisition en polarisations jumelles nécessite d'émettre les deux polarisations et de recevoir les deux, et donc de disposer d'une bande passante beaucoup plus élevée. A l'heure actuelle, en bande C, seul ASAR propose l'acquisition de polarisations jumelles dans son mode Alternating Polarisation, avec une fauchée d'environ 100km et une résolution de 30m. Le mode polarimétrique de RADARSAT-2 permet toutefois d'avoir de fait les deux polarisations HH et VV, mais la fauchée est réduite à 25km, ce qui est trop limitant pour les applications envisagées.

Nous avons privilégié l'utilisation de l'instrument ASAR, et plus particulièrement son mode Alternating Polarisation pour l'exploitation du rapport de polarisation et son mode Wide-Swath pour l'exploitation de l'augmentation temporelle de la rétrodiffusion. Les méthodes

développées avec ces données peuvent néanmoins être appliquées aux instruments actuels et futurs présentant des caractéristiques semblables.

Afin de mesurer l'augmentation saisonnière ou la différence en polarisation de la rétrodiffusion, nous pouvons faire appel à des méthodes de **détection de changement**. Rignot et van Zyl (1993) ont montré que la détection du changement entre deux dates devait être estimée de préférence par l'intermédiaire du rapport d'intensité entre les deux images, plutôt que par leur différence. En effet, ils ont calculé les erreurs de détection théoriques associées à des méthodes de classification utilisant un seuil sur ces opérateurs et ont constaté que dans le cas de la différence, contrairement au rapport, l'erreur commise pour un seuil donné dépendait non seulement de la valeur de la différence mais aussi de la valeur de l'intensité des deux images dont on fait la différence. L'opérateur différence n'est donc pas adapté aux statistiques des images SAR. C'est aussi pour cette raison que l'on utilise le rapport HH/VV plutôt que la différence HH-VV pour mesurer l'écart d'intensité entre les deux co-polarisations.

Pour les deux approches envisagées, changement temporel et rapport de polarisation, des **rapports d'intensité SAR** entrent en jeu. Nous pouvons donc développer une méthodologie commune à ces deux approches.

Dans la première étape du travail, une étude statistique du rapport d'intensité d'images SAR est effectuée, et un modèle d'erreur relatif aux méthodes de classification reposant sur un seuillage d'un tel rapport est développé et décrit dans le Chapitre 3 (article). Dans cet article, les paramètres du système SAR susceptibles d'induire une imprécision dans la mesure radar (notamment les erreurs d'étalonnage) sont pris en comptes et leur effet sur la précision de la classification est étudié. Cette étude permet, d'une part, de déterminer pour quelles applications et dans quelles conditions une classification performante est possible à partir d'images d'un instrument donné, et d'autre part, d'émettre des recommandations pour la définition des futurs systèmes SAR.

Dans un second temps, une fois ce cadre formel mis en place, les méthodes de cartographie des rizières sont développées.

Une première méthode utilisant le rapport de polarisation HH/VV est mise au point à partir d'un jeu de données Alternating Polarization Precision image (APP) de l'instrument ASAR, et validée sur une province du Delta du Mékong au Vietnam. Cette méthode novatrice fait l'objet du Chapitre 4 (article). Elle est adaptée au suivi précis des rizières à une échelle locale ou régionale.

Une seconde méthode de cartographie des rizières a été conçue à partir de données Wide-Swath Monitoring (WSM) du radar ASAR. Elle est basée sur la détection du changement temporel de la rétrodiffusion HH, et a été validée sur l'ensemble du Delta du Mékong.

Des méthodes de cartographie des rizières ont déjà été développées à partir du changement temporel estimé par un rapport d'intensité issu de données ERS et RADARSAT, donc sur une faible plage d'incidences et sur une petite zone à chaque fois, avec une fauchée d'une centaine de kilomètres, par exemple par Le Toan *et al.* (1997), Ribbes et Le Toan (1999), Chen et McNairn (2006), Liew *et al.* (1998), Lam Dao *et al.* (2005). Néanmoins la généralisation de la méthode reste à faire pour le cas des fauchées plus larges présentant une variation importante de l'angle d'incidence au sein de l'image.

La méthode est présentée dans le Chapitre 5 (article), et est destinée plus particulièrement aux applications aux échelles régionale à continentale.

Ces trois chapitres sont précédés d'un chapitre introductif (Chapitre 2) qui décrit le fonctionnement d'un SAR, la formation d'une image radar et ses propriétés statistiques. Les paramètres du système susceptible d'affecter la qualité de l'image sont également présentés. Ce chapitre permet d'introduire des notions utiles à la compréhension des chapitres suivants, et notamment du Chapitre 3.

Chapitre 2

Principes de l'imagerie radar à synthèse d'ouverture

2.1. Introduction

Ce chapitre a pour but de fournir les éléments de base nécessaires à la compréhension du fonctionnement des radars à synthèse d'ouverture et d'introduire des notions utilisées dans la suite du texte. Tout d'abord, le principe de formation d'une image radar est succinctement abordé. Dans un second temps, la nature de l'information enregistrée par la mesure radar est décrite, ainsi que les paramètres du système SAR qui peuvent déformer cette mesure. La robustesse des méthodes de classification développées dans les prochains chapitres dépend en effet de leur sensibilité à ces paramètres, qu'il faut identifier et caractériser. Enfin, les propriétés statistiques du signal SAR sont présentées, desquelles on pourra par la suite déduire les propriétés statistiques du rapport d'intensité.

2.2. Principe de fonctionnement

2.2.1. Radar à ouverture réelle

Afin d'expliquer le principe de fonctionnement d'un radar à synthèse d'ouverture, nous allons tout d'abord présenter celui d'un radar à ouverture réelle. On suppose que le radar est installé sur une plateforme satellite se déplaçant autour de la Terre suivant un vecteur **vitesse** $\vec{v}$, à une **altitude** H . On définit l'**axe azimutal** comme étant l'axe de déplacement du satellite projeté au sol. L'axe horizontal perpendiculaire à l'axe azimutal est l'**axe radial** ; le plan radial est le plan comprenant la verticale passant par le satellite et l'axe radial.

La Figure 2 illustre cette configuration spatiale. On considère ici, pour simplifier la figure, une géométrie plane, ce qui ne correspond pas au cas des instruments portés par des satellites. Cette représentation est donc légèrement inexacte, mais les ordres de grandeur des différents paramètres décrits sont conservés.

L'angle θ est appelé angle de visée, ou **angle d'incidence**, et l'angle β_a représente l'**angle d'ouverture azimutale à -3dB** de l'antenne.

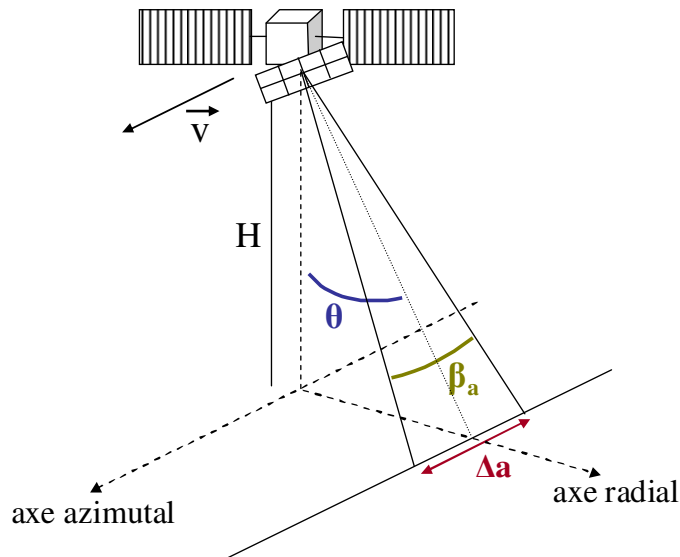


Figure 2. Configuration spatiale d'un radar à ouverture réelle

L'antenne émet des impulsions électriques micro-ondes de durée finie très courte à une fréquence donnée et latéralement au déplacement du satellite, dans le plan radial. Les radars imageurs sont donc dits pulsés et à visée radiale. Entre les impulsions, l'antenne devient réceptrice et enregistre l'énergie renvoyée par la cible, appelée rétrodiffusion.

La résolution spatiale, définie comme la distance minimale permettant de séparer 2 cibles sur l'image, n'est pas la même dans les deux directions.

2.2.1.1. Résolution radiale

Les **impulsions** émises latéralement sont des impulsions supposées rectangulaires, d'amplitude finie et de **durée** τ . Elles sont émises à une fréquence $f_r = 1/T$, avec $T \gg \tau$. Une impulsion atteint le sol à des instants différents selon l'incidence θ . A chaque angle θ correspond une position radiale au sol, dont la réponse parviendra à un moment différent sur l'antenne en fonction de la distance aller-retour parcourue entre le sol et la cible. La variation possible de la distance radiale quand θ parcourt le lobe principal de l'antenne sur l'ensemble de son **ouverture radiale** β_r s'appelle la fauchée de l'instrument.

On distingue la **résolution radiale oblique** Δr (slant range resolution) et la **résolution radiale au sol** Δr_s (ground range resolution), toutes deux illustrées sur la Figure 3.

La résolution radiale oblique Δr correspond à l'incrément de distance cible-satellite le plus petit que l'on puisse percevoir en mesurant le temps de retour de l'onde. Elle représente donc la demi-distance parcourue par l'onde électromagnétique le temps d'une impulsion, car

l'information reçue au niveau de l'antenne radar aura fait un aller-retour. Elle a pour expression $\Delta r = \frac{c\tau}{2}$, avec c la célérité de la lumière ($3 \cdot 10^8 \text{ m.s}^{-1}$).

La résolution radiale sur le terrain est la projection au sol de la résolution radiale oblique. Elle est souvent plus significative que la précédente car, de fait, les cibles sont situées sur le sol.

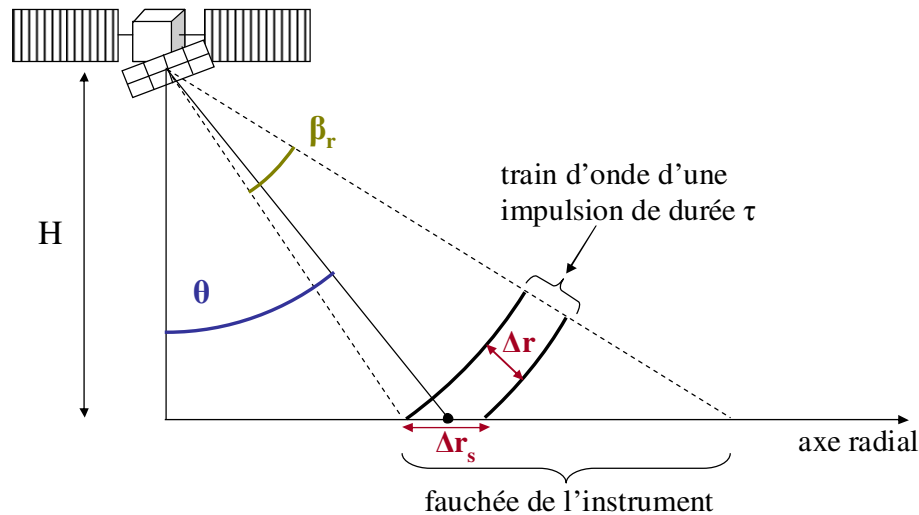


Figure 3. Résolutions radiales

Elle vaut, en considérant $\Delta r \ll H$: $\Delta r_s = \frac{c\tau}{2 \sin(\theta)}$.

Deux paramètres influent donc sur la résolution radiale :

- la durée d'impulsion : plus l'impulsion est brève, meilleure est la résolution.
- l'angle d'incidence : plus la cible est proche du nadir (angle d'incidence faible), plus la résolution est mauvaise.

En réalité, la réduction de la durée d'impulsion est limitée techniquement par la nécessité d'envoyer ces impulsions avec une énergie élevée, afin d'assurer un signal sur bruit acceptable. Les résolutions radiales que l'on peut obtenir avec ces durées d'impulsion sont très insuffisantes. Par exemple, les ordres de grandeur pour un radar en bande C embarqué sur un satellite sont les suivants : $\tau = 27,2 \mu\text{s}$ et $\theta = 23^\circ$ (configuration d'ASAR pour l'incidence IS2). La résolution radar au sol vaudrait donc $\Delta r_s = 10,4 \text{ km}$.

Il faut donc réduire artificiellement la durée d'impulsion. Pour ce faire, des méthodes de compression d'impulsion ont été mises au point : on envoie des impulsions longues mais modulées linéairement en fréquence, et un traitement adapté de filtrage permet de compresser l'impulsion.

On ne détaillera pas ici le traitement mathématique compliqué de ces filtres, mais on peut noter les résultats suivants :

- on obtient une nouvelle durée d'impulsion plus courte : $\tau' = \frac{0,885}{\Delta f}$

avec Δf la variation de fréquence (bande passante) utilisée dans la modulation, de l'ordre de la dizaine de MHz.

- on en déduit une nouvelle résolution radiale au sol : $\Delta r_s = \frac{c\tau'}{2\sin(\theta)}$.

La résolution radiale dépend donc avant tout de la bande passante utilisée dans la modulation de fréquence, et non de la durée d'impulsion. Toujours dans le cas d'ASAR, on a $\Delta f = 16,0$ MHz, correspondant à une durée d'impulsion $\tau' = 55,3$ ns, environ 500 fois plus courte que l'impulsion réelle. On obtient alors une résolution radiale au sol de $\Delta r_s = 21,2$ m.

2.2.1.2. Résolution azimutale

Par le déplacement du satellite le long de sa trajectoire, l'antenne radar illumine des zones différentes le long de l'axe azimutal. La **résolution azimutale** Δa correspond à la distance azimutale couverte par le faisceau radar à tout moment. Elle est représentée sur la Figure 1.

La géométrie donne (avec $\Delta a \ll H$) : $\Delta a = \frac{\beta_a H}{\cos(\theta)}$.

L'ouverture azimutale d'une antenne de dimension azimutale l vaut, en première approximation : $\beta_a \approx \frac{\lambda}{l}$. La résolution azimutale devient donc : $\Delta a = \frac{\lambda H}{l \cos(\theta)}$.

Par conséquent, plus l'antenne est grande, meilleure est la résolution.

Toujours dans le cas d'ASAR, on a : $H = 791,7$ km, $\lambda = 5,62$ cm, $\theta = 23^\circ$ (en incidence IS2). Si l'on veut une résolution de 20 mètres, il faut une antenne de 2419 km de longueur, ce qui est évidemment inenvisageable. Les radars à ouverture réelle ne sont donc jamais utilisés sur des satellites.

2.2.1.3. La formation de l'image

Une image radar est en fait une matrice de pixels. Les pixels d'une même ligne ont une distance azimutale identique, les pixels d'une même colonne ont une distance radiale commune. Les images sont formées ligne par ligne. Une ligne correspond à une des

impulsions émises par l'antenne à une **fréquence de répétition d'impulsion** f_r (en anglais, pulse repetition frequency ou PRF). La réponse à cette impulsion reçue sur l'antenne en provenance de la cible au sol est échantillonnée temporellement à une **fréquence d'échantillonnage** f_e , chaque échantillon représentant un pixel de la ligne, correspondant à une colonne différente.

Ces deux fréquences sont fondamentales car elles déterminent les dimensions de la zone couverte au sol par un pixel : $\delta r = \frac{c}{2f_e \sin(\theta)}$ et $\delta a = \frac{v}{f_r}$.

Ces tailles de pixel en dimension radiale et azimutale sont choisies en rapport avec les résolutions radiales et azimutales de l'instrument.

Toujours pour le cas d'ASAR, on a $f_r=1652,4$ Hz, $f_e=19,21$ MHz et $v=7553$ m/s, et donc $\delta r=20,0$ m et $\delta a=4,6$ m.

2.2.2. Radar à synthèse d'ouverture

Les radars à synthèse d'ouverture (SAR) permettent, grâce à un traitement numérique approprié, d'améliorer les performances en résolution azimutale des radars à ouverture réelle.

La résolution azimutale étant inversement proportionnelle à la **longueur l de l'antenne**, le radar à synthèse d'ouverture va simuler une **antenne synthétique de longueur L** plus grande en utilisant l'effet Doppler.

L'effet Doppler se traduit par une différence de fréquence entre l'onde émise et l'onde rétrodiffusée telle que reçue par l'antenne en retour. Cette différence de fréquence dépend de la vitesse relative entre l'antenne et la cible à l'origine de la rétrodiffusion de l'onde.

L'antenne synthétique est simulée du fait que pendant le déplacement de la plateforme au-dessus d'une cible, on peut mesurer l'onde rétrodiffusée par cette cible en plusieurs endroits, comme l'indique la Figure 4. On identifiera cette cible par sa fréquence Doppler.

En posant $T = \frac{2R_p}{c}$ le temps mis par l'onde pour effectuer l'aller-retour entre l'antenne et la cible, l'onde reçue a pour phase instantanée : $\varphi(t) = \omega t - \omega T = 2\pi f_0 t - 2k_0 R_p$.

On en déduit la fréquence instantanée reçue, à partir d'une fréquence d'émission f_0 :

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{\partial \varphi(t)}{\partial t} = f_0 - \frac{k_0}{\pi} \frac{\partial R_p}{\partial t} = f_0 - \frac{2}{\lambda} \frac{\partial R_p}{\partial t} = f_0 - f_D.$$

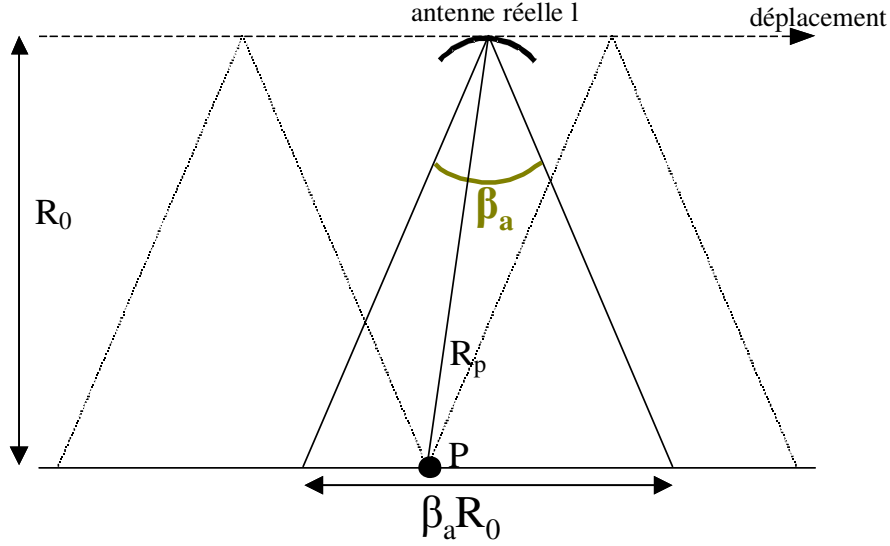


Figure 4. L'antenne synthétique

Comme la Figure 4 l'indique, R_p a pour valeur temporelle : $R_p = \sqrt{R_0^2 + v^2 t^2} \approx R_0 + \frac{v^2 t^2}{2R_0}$ car $vt \ll R_0$.

D'où la fréquence Doppler $f_D = \frac{2}{\lambda} \frac{\partial R_p}{\partial t} = \frac{2v^2}{\lambda R_0} t$, qui est une fonction linéaire du temps.

La durée d'illumination d'une même cible étant $T_u = \frac{\beta_a R_0}{v} \approx \frac{\lambda R_0}{lv}$, la largeur de bande

Doppler utilisable est donc : $B_D \approx \frac{2v^2}{\lambda R_0} T_u \approx \frac{2v}{l}$.

La résolution spatiale azimutale vaut alors : $\Delta a = \frac{v}{B_D} \approx \frac{l}{2}$.

Paradoxalement par rapport aux résultats du radar à ouverture réelle, la résolution est ici proportionnelle à la dimension de l'antenne, il faut donc, par rapport à ce critère, une antenne la plus petite possible.

2.3. L'information enregistrée

Le radar émet un champ électrique puis reçoit un champ rétrodiffusé : l'information doit donc être portée par ces champs électriques. Les caractéristiques (amplitude, phase,...) de ces champs l'un par rapport à l'autre permettent de mesurer des propriétés des cibles.

2.3.1. La matrice de diffusion

On définit une **matrice complexe de diffusion** S reliant le champ électrique incident E_i et le champ électrique E_s rétrodiffusé par une cible complexe située à une distance R de l'antenne émettrice :

$$E_s = \frac{e^{jkR}}{R} S E_i \quad \text{soit} \quad \begin{bmatrix} E_{sv} \\ E_{sh} \end{bmatrix} = \frac{e^{jkR}}{R} \begin{bmatrix} S_{vv} & S_{vh} \\ S_{hv} & S_{hh} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_{iv} \\ E_{ih} \end{bmatrix} \quad (\text{II-1})$$

Chaque terme de cette matrice s'écrit $S_{ij} = |S_{ij}| e^{j\phi_{ij}}$ si bien que l'onde rétrodiffusée est *a priori* modifiée par rapport à l'onde incidente en amplitude, phase et polarisation.

Cependant, en configuration monostatique, on peut montrer par un théorème de réciprocité que les termes croisés S_{hv} et S_{vh} sont égaux, et comme on ne connaît pas les phases exactes mais seulement les phases relatives (car on ne connaît pas avec suffisamment de précision la distance antenne-cible R , et donc la phase $k.R$ où $k=2\pi/\lambda$, λ étant la longueur d'onde), on a donc au total 5 quantités indépendantes (3 d'amplitude et 2 de phase) dans cette matrice de diffusion, qui caractérisent entièrement les propriétés de diffusion de la cible.

Comme évoqué dans le premier chapitre, les premiers SARs spatiaux (ERS-1 et 2, JERS, RADARSAT-1) ne mesuraient qu'un seul de ces 5 paramètres. Par exemple, pour mesurer $|S_{hh}|$, il suffit d'avoir à l'émission et à la réception une antenne unique polarisée horizontalement. Les instruments plus récents intègrent un nombre croissant de paramètres, par exemple 2 (amplitudes) pour le mode Alternating Polarisation d'ASAR, 3 (deux amplitudes et une phase) pour les systèmes permettant des acquisitions cohérentes en double-polarisation, ou la totalité des 5 paramètres pour les polarimètres. Ces derniers dispositifs comportent deux antennes qui émettent séquentiellement une onde V et une onde H, et reçoivent simultanément la composante verticale et horizontale du champ rétrodiffusé, en mesurant pour chaque configuration l'amplitude et la phase du signal. Ces systèmes, déjà présents dans certains des satellites les plus récents (RADARSAT-2, ALOS/PALSAR), sont vraisemblablement amenés à se généraliser dans le futur. Néanmoins, certaines contraintes limitent l'intérêt des polarimètres. En effet, afin de maintenir des performances comparables à celles d'un radar mono-polarisation ayant une fréquence de répétition des impulsions (PRF) f_r , un polarimètre doit fonctionner avec une PRF égale à $2f_r$. Une conséquence de ce doublement de la PRF est que la largeur de fauchée doit être réduite de moitié afin de limiter les effets de l'ambiguïté radiale, présentée plus loin dans ce chapitre. En outre, l'enregistrement des quatre

termes complexes de la matrice de diffusion, au lieu d'un seul pour un SAR mono-polarisation, font que le volume de données enregistré pour chaque pixel est multiplié par quatre, ce qui est contraignant vis-à-vis du le taux de transmission de données entre le satellite et les stations de réception.

2.3.2. Le coefficient de rétrodiffusion

On associe à une cible étendue une surface équivalente radar (SER), notée σ_{ij} , définie comme étant le rapport entre la puissance diffusée par la cible et la puissance surfacique reçue par la cible lors de l'illumination par l'onde émise par l'antenne. On a donc :

$$\sigma_{ij} = 4\pi R^2 \frac{P_d}{P_t} \quad (\text{II-2})$$

où P_t représente la puissance transmise par l'antenne en polarisation i , et P_d la puissance diffusée par la cible.

Pour caractériser ces cibles de manière plus générale, la SER est normalisée par la surface au sol de la cible A_c , et on introduit le **coefficient de rétrodiffusion** σ^0 :

$$\sigma_{ij}^0 = \frac{\sigma_{ij}}{A_c} \quad (\text{II-3})$$

Les puissances étant proportionnelles aux carrés des modules des champs électriques ($P=Z|E|^2$ où Z est l'impédance du milieu de propagation), on obtient à partir de (II-1) et (II-2) la relation suivante :

$$\sigma_{ij}^0 = \frac{4\pi}{A_c} \langle |S_{ij}|^2 \rangle \quad (\text{II-4})$$

Le coefficient de rétrodiffusion est donc une estimation directe d'un paramètre de la matrice de diffusion. Il mesure l'**intensité** du signal SAR, qui est le carré de l'**amplitude**.

Par l'intermédiaire de l'équation radar, on peut relier ce coefficient de rétrodiffusion à la puissance P_r reçue par l'antenne en polarisation j :

$$P_r = P_t \frac{G^2 \lambda^2 A_c \sigma_{ij}^0}{(4\pi)^3 R^4} \quad (\text{II-5})$$

où G représente le gain de l'antenne.

Dans la pratique, une image SAR est composée de pixels caractérisés par un **compte numérique CN** qui est en fait une mesure de l'amplitude du champ reçu par l'antenne, dont le carré est proportionnel à la puissance reçue. On a donc au final :

$$\langle CN \rangle^2 = K \sigma^0 \quad (\text{II-6})$$

où K est une constante d'étalonnage, que l'on écrit généralement en décibels car σ^0 peut varier sur plusieurs ordres de grandeur² : $\sigma^0(\text{dB}) = 10 \log(\langle CN \rangle^2) - 10 \log(K)$.

C'est ce coefficient de rétrodiffusion qui sert de mesure de base dans l'analyse des images SAR. Une image SAR est donc une représentation spatialisée des propriétés locales de rétrodiffusion de la surface terrestre sur une scène donnée. L'utilisation de ces images consiste à déterminer quelles informations on peut tirer des mesures bidimensionnelles de ce coefficient de rétrodiffusion. Il faut donc connaître la relation qui unit les propriétés biogéophysiques de la cible à son coefficient de rétrodiffusion dans une configuration SAR donnée. Cette relation peut être déterminée soit à l'aide de la modélisation électromagnétique, qui permet de comprendre les mécanismes de diffusion qui entrent en jeu, soit par une approche empirique statistique. Une fois cette relation établie, la relation inverse est appliquée à l'image SAR afin de procéder à l'inversion des coefficients de rétrodiffusion en paramètres biogéophysiques. La Figure 5 récapitule ces relations entre coefficients de rétrodiffusion et propriétés de la cible.

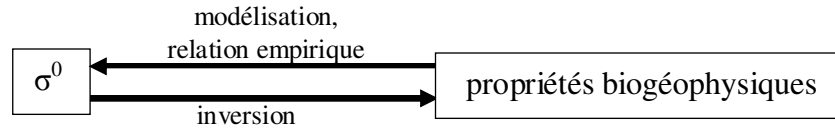


Figure 5. Relations entre coefficient de rétrodiffusion et propriétés biogéophysiques des cibles

Notons que nous avons ici considéré le cas simplifié du terrain plat. En réalité, le coefficient de rétrodiffusion dépend aussi de la topographie du terrain. En terrain accidenté, on a des perturbations géométriques (phénomènes de compression radiale des flancs exposés, basculement du relief, ombre sur les flancs opposés) et radiométriques (variation de la taille des pixels au sol et de l'angle d'incidence local). On doit donc en pratique effectuer des corrections aux images SAR.

² Entre un milieu très peu rétrodiffusant comme un plan d'eau lisse et un milieu très rétrodiffusant comme les milieux urbains, il peut y avoir un facteur 10^5 !

2.4. Les sources d'imprécision dans la mesure radar

La qualité de la caractérisation des cibles dépend de la précision de l'estimation du coefficient de rétrodiffusion, et donc de la précision avec laquelle on peut déterminer la constante d'étalonnage K . Dans le cas d'un système parfait, on peut calculer la valeur de cette constante théoriquement, car on connaît toutes les variables dont elle dépend : gain de l'antenne, longueur d'onde, surface au sol de la cible, distance antenne-cible et impédance du vide. Néanmoins, dans le cas d'un système réel, de nombreuses sources d'imprécision peuvent perturber la mesure : défauts de l'antenne, des composants électronique, perturbations dans le milieu de propagation.

Freeman (1991) a proposé un modèle reliant la matrice de diffusion mesurée par le système, notée Y , à la matrice de diffusion réelle de la cible S , décrivant ainsi les effets des imperfections du système :

$$\begin{pmatrix} Y_{hh} & Y_{hv} \\ Y_{vh} & Y_{vv} \end{pmatrix} = Ae^{j\Phi} \begin{pmatrix} 1 & \delta_2 \\ \delta_1 & g \end{pmatrix} \begin{pmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \delta_2 \\ \delta_1 & g \end{pmatrix} \quad (\text{II-7})$$

A représente un facteur d'amplitude absolu, Φ représente une phase absolue, δ_1 (respectivement δ_2) représente la diaphonie lorsqu'un champ en polarisation verticale (respectivement horizontale) est émis ou reçu, et g représente le déséquilibre de gain en amplitude des co-polarisations pour un aller-simple. La phase absolue Φ est perdue lors de la mesure, et n'est donc pas prise en compte ici. Mis à part A et Φ , tous les paramètres de ce modèle sont complexes. Dans le cas d'un système idéal, on a $A=1$, $\delta_1=\delta_2=0$ et $g=1$. Ces termes sont explicités dans les paragraphes suivants.

2.4.1. L'étalonnage radiométrique

Le paramètre A influe directement sur la valeur de la constante d'étalonnage K et dépend de plusieurs facteurs qui sont sujets à des fluctuations sur des échelles de temps variables, de l'ordre d'une révolution orbitale (sensibilité des composants électroniques aux variations de température) comme de l'ordre de la durée de vie du satellite (vieillessement des composants, modification du diagramme d'antenne).

L'étalonnage d'un instrument, c'est-à-dire la détermination de A , et donc de K , se fait de deux manières qui se complètent : l'étalonnage interne et l'étalonnage externe.

L'étalonnage interne consiste à compenser la dérive des fonctions de transfert de l'instrument en utilisant des boucles de rétroaction appliquées au signal transmis. Elle se fait donc à bord du satellite, en temps réel.

L'étalonnage externe utilise des cibles de référence dont on connaît la signature radar (typiquement, des réflecteurs en coin) ou des transpondeurs situés au sol pour affiner l'estimation de la constante d'étalonnage. Dans le cas d'ASAR, la mise à jour des constantes d'étalonnage issue de la calibration externe est effectuée tous les 6 mois.

La qualité de l'étalonnage peut être mesurée par différents paramètres qui sont détaillés dans les sous-parties suivantes.

2.4.1.1. Précision radiométrique (Radiometric accuracy)

La précision radiométrique représente la précision moyenne que l'on a sur l'estimation de A , et donc du coefficient de rétrodiffusion, sur un instrument donné. Elle peut être mesurée comme étant la valeur absolue de la différence moyenne entre la rétrodiffusion mesurée par l'instrument et la rétrodiffusion nominale supposée connue d'une cible.

La précision radiométrique est cruciale pour les applications qui consistent à inverser le coefficient de rétrodiffusion en un paramètre biogéophysique comme par exemple l'humidité du sol ou la biomasse d'une parcelle forestière. Ce paramètre n'a cependant en principe pas d'impact sur les rapports d'intensité, pour lesquels les erreurs de mesure absolue s'annulent.

Les valeurs typiques des systèmes actuels sont en principe inférieures à 0,5dB. Pour le capteur ASAR, l'analyse des rapports mensuels de performance³ de l'instrument indique que la précision radiométrique se situe autour de 0,09dB pour le mode APP et entre 0,11 et 0,15dB pour le mode WSM.

2.4.1.2. Stabilité radiométrique (Radiometric Stability)

La stabilité radiométrique est un indicateur de la variabilité du paramètre A entre deux passages du satellite. Elle mesure la dérive de la rétrodiffusion d'une même cible supposée constante mesurée par un instrument à l'échelle de plusieurs périodes de revisite du satellite. Elle est donc un paramètre important pour les applications qui utilisent des séries temporelles d'images acquises à chaque revisite du satellite, comme par exemple le suivi agricole. On la

³ Ces rapports sont rendus publics et disponibles sur http://earth.esa.int/pes/envisat/asar/public_reports/.

quantifie en calculant l'écart-type de la rétrodiffusion d'une cible de référence mesurée par l'instrument à plusieurs reprises.

Ses valeurs typiques sont, pour les systèmes actuels, entre 0,3 et 1dB. Pour ASAR, les rapports mensuels de performance donnent une stabilité radiométrique de 0,41dB pour le mode APP et entre 0,6 et 0,8dB pour le mode WSM.

2.4.2. L'étalonnage polarimétrique

Mises à part les erreurs radiométriques qui touchent les canaux indifféremment, deux phénomènes affectent les termes de la matrice de rétrodiffusion de manière différente selon leur polarisation : le déséquilibre de gains entre canaux et la diaphonie (cross-talk). Ces défauts peuvent être corrigés par un étalonnage spécifique, notamment lorsque des acquisitions polarimétriques sont disponibles, mais une erreur résiduelle subsiste en général.

2.4.2.1. Déséquilibre du gain entre canaux (Channel Gain Imbalance)

Le déséquilibre du gain entre canaux, g , mesure la différence de précision radiométrique entre les deux polarisations à l'émission et à la réception. La matrice de diffusion mesurée en présence d'un tel déséquilibre vaut :

$$\begin{pmatrix} Y_{hh} & Y_{hv} \\ Y_{vh} & Y_{vv} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_{hh} & g \cdot S_{hv} \\ g \cdot S_{vh} & g^2 \cdot S_{vv} \end{pmatrix} \quad (\text{II-8})$$

Ce paramètre a un impact notamment sur les méthodes qui utilisent des rapports de polarisation. En effet, on peut voir que le rapport du coefficient de rétrodiffusion des deux co-polarisations est modifié par un facteur $|g|^4$, et le rapport d'une co-polarisation et d'une polarisation croisée par un facteur $|g|^2$. Ce facteur n'a pas d'impact sur des séries de données mono-polarisation. Les valeurs typiques de $|g|^4$ sont en principe inférieures à 0,5dB.

2.4.2.2. Diaphonie (Cross-talk)

La diaphonie mesure les défauts d'isolation entre les deux polarisations. En supposant que la diaphonie de H vers V et de V vers H sont identiques ($\delta_1 = \delta_2$), son effet se traduit sur la matrice de diffusion de la façon suivante :

$$\begin{pmatrix} Y_{hh} & Y_{hv} \\ Y_{vh} & Y_{vv} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_{hh} + 2\delta S_{hv} + \delta^2 S_{vv} & (1 + \delta^2) S_{hv} + \delta(S_{hh} + S_{vv}) \\ (1 + \delta^2) S_{hv} + \delta(S_{hh} + S_{vv}) & S_{vv} + 2\delta S_{hv} + \delta^2 S_{hh} \end{pmatrix} \quad (\text{II-9})$$

La diaphonie a donc pour effet de mélanger les contributions des différentes polarisations. Les valeurs typiques de $|δ|$ sont maintenant inférieures à -30dB.

2.4.3. Rapport d'ambiguïté (Ambiguity Ratio)

L'ambiguïté est un phénomène supplémentaire non décrit dans le modèle de l'équation (II-7), qui perturbe les mesures SAR, et qui est dû aux imperfections du diagramme d'antenne. Ce phénomène se traduit par l'apparition de cibles « fantômes » sur l'image SAR, et intervient lorsque des cibles brillantes sont éclairées par les lobes secondaires de l'antenne, et contaminent la rétrodiffusion attribuée à la zone éclairée par le lobe principal.

L'ambiguïté radiale fait apparaître les zones ambiguës dont la distance radiale diffère de celle de la zone observée par un multiple non nul de la distance de répétition d'impulsion, et dont la fréquence Doppler diffère de celle de la zone observée par un multiple de la PRF.

L'ambiguïté azimutale est causée par les zones dont la distance radiale oblique est la même que celle de la zone observée, mais dont la fréquence Doppler diffère par un multiple de la PRF.

Le rapport d'ambiguïté est le rapport de l'intensité de la zone ambiguë non désirée et de l'intensité de la zone observée, prenant en compte à la fois l'ambiguïté radiale et azimutale. Les valeurs typiques dans les systèmes actuels se situent de -17 à -40dB. Le mode APP d'ASAR a un rapport d'ambiguïté situé autour de -28dB d'après Meadows et Wright (2002). Pour le mode WSM, les valeurs opérationnelles ne sont pas disponibles mais les valeurs calculées sur l'instrument avant le lancement par Buck *et al.* (2000) se situent entre -30,8 et -17,1dB.

2.5. Statistique du signal SAR : speckle, nombre de vue

Avant d'étudier les rapports d'intensité dans le prochain chapitre, il paraît nécessaire de décrire les propriétés de l'intensité de la mesure SAR, c'est-à-dire du coefficient de rétrodiffusion. Cette mesure dépend d'une part des propriétés de rétrodiffusion de la cible considérée, et d'autre part d'un bruit multiplicatif, le speckle, qui va apporter des propriétés statistiques particulières au signal.

2.5.1. Le « bruit » de speckle

Le phénomène de **speckle** provient du fait que le champ total rétrodiffusé est la somme des champs rétrodiffusés élémentaires issus des nombreux diffuseurs contenus dans une cellule de résolution (par exemple, sur une parcelle de terrain forestier, ce sont les feuilles, le sol, les troncs,...), possédant chacun une amplitude a_k et une phase ϕ_k . Comme ces diffuseurs sont arrangés de façon aléatoire, leur amplitude et leur phase sont elles-mêmes aléatoires, provoquant ainsi des interférences constructives ou destructives, résultant en une forte fluctuation de la puissance rétrodiffusée d'une cellule à l'autre, d'où un effet de « poivre et sel » sur les images.

Le speckle n'est pas un bruit à proprement parler, car il est fondamentalement lié au principe physique de la mesure et ne peut pas être réduit en améliorant les performances de l'antenne utilisée. On l'appelle néanmoins souvent « bruit de speckle » car dans la plupart des applications, il est source d'imprécision.

La statistique des mesures SAR est essentiellement liée à celle du speckle.

Dans le plan complexe, la réponse finale est la somme vectorielle des réponses des N diffuseurs élémentaires compris dans la cellule de résolution. Ce processus, illustré en Figure 6, est une marche aléatoire.

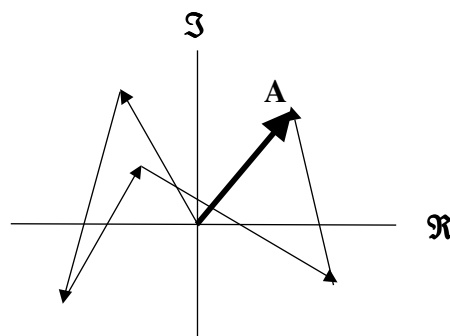


Figure 6. Illustration du phénomène de speckle

Avec N diffuseurs élémentaires dans une cellule de résolution, la réponse globale sera :

$$A = |A|e^{j\phi} = \sum_{k=1}^N a_k e^{j\phi_k}.$$

L'hypothèse de modélisation du speckle la plus couramment admise est celle d'un speckle dit pleinement développé :

- le nombre de diffuseurs par cellule de résolution est suffisamment grand

- l'amplitude et la phase du diffuseur k sont indépendantes de celles des $N-1$ autres diffuseurs, c'est-à-dire que l'on néglige les interactions entre les diffuseurs
- l'amplitude et la phase de chaque diffuseur sont indépendantes entre elles
- les variables a_k sont identiquement distribuées pour tous les diffuseurs, dont les moments d'ordre 1 et 2 sont respectivement $\langle a \rangle$ et $\langle a^2 \rangle^4$ (il n'y a pas de diffuseur prédominant sur les autres).
- les phases φ_k sont uniformément distribuées entre $[-\pi, \pi]$, c'est-à-dire que la surface est considérée comme rugueuse par rapport à la longueur d'onde utilisée.

En vertu du théorème central limite, on en déduit que les parties réelles et imaginaires X et Y de l'amplitude complexe A sont des variables aléatoires gaussiennes indépendantes de moyenne nulle et possédant le même écart-type σ .

On peut en déduire la probabilité de l'intensité $I=X^2+Y^2$ et de l'amplitude $A=\sqrt{I}$, en connaissant la réflectivité de la cible $\langle I \rangle = R$:

- $p_A(A|R) = \frac{2A}{R} \exp\left(-\frac{A^2}{R}\right)$, qui est une loi de Rayleigh
- $p_I(I|R) = \frac{1}{R} \exp\left(-\frac{I}{R}\right)$, qui est une loi exponentielle négative.

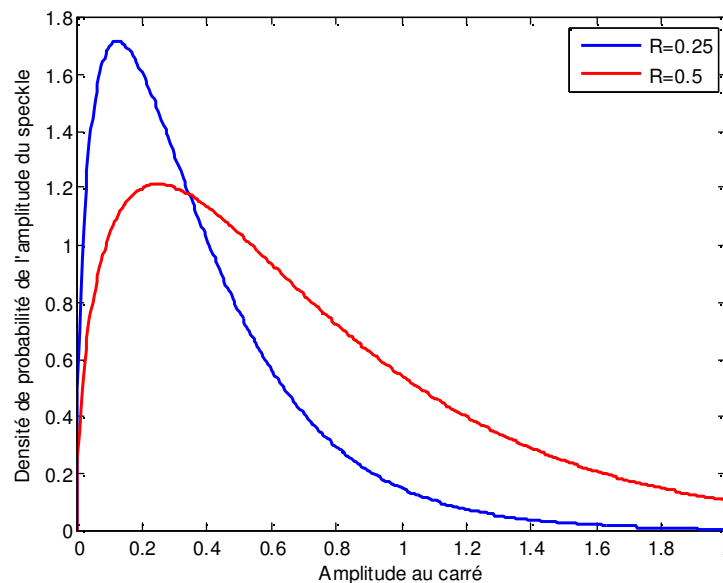


Figure 7. Distribution du speckle en amplitude pour deux cibles ayant pour réflectivité moyenne $R=0,25$ et $0,5$

⁴ Dans cette thèse, $\langle . \rangle$ représente la moyenne d'ensemble, ou espérance mathématique.

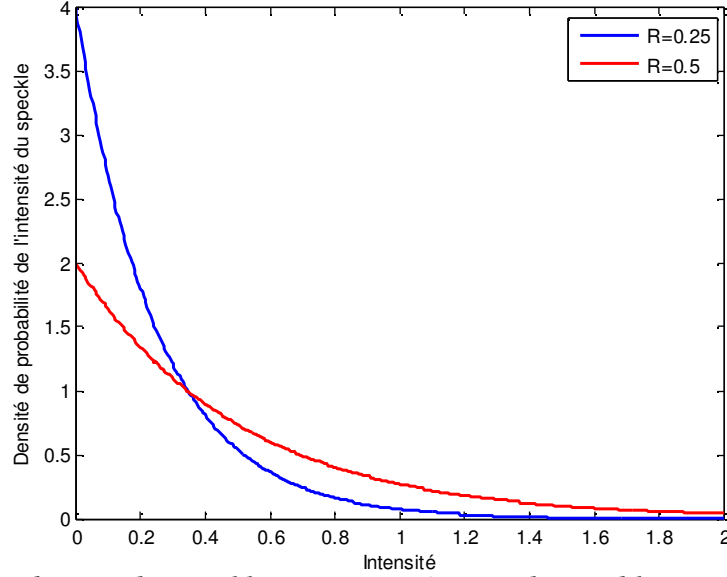


Figure 8. Distribution du speckle en intensité pour deux cibles ayant pour réflectivité moyenne $R=0,25$ et $0,5$

Les figures Figure 7 et Figure 8 montrent que la distribution de l'amplitude et de l'intensité de deux cibles de réflectivité 0,25 et 0,5. On voit que la dispersion des valeurs radiométriques d'une zone homogène (même valeur de R), due au speckle, est très grande, ce qui va rendre difficile la distinction de zones de radiométries pourtant différentes. On voit aussi que la dispersion est plus grande pour la cible de réflectivité la plus élevée. On peut en effet montrer que, à la fois en intensité et en amplitude, l'écart-type est proportionnel à la moyenne.

2.5.2. Le nombre de vues d'une image

Afin d'améliorer la qualité visuelle des images (qui est un compromis entre la résolution géométrique et la résolution radiométrique), il a fallu trouver des procédés qui permettent de pallier les problèmes posés par le speckle en termes de résolution radiométrique. Parmi ces procédés, un des premiers utilisés fut la technique multi-vues (multilooking). Le principe de cette technique est de moyenner, de façon incohérente, L échantillons indépendants de

$$\text{l'image : } I_{mv} = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L I_k .$$

Les échantillons sont obtenus soit spatialement en réduisant à un unique pixel un rectangle contenant L pixels décorrélés, soit spectralement en divisant la bande passante Doppler en L parties dont chacune fournira une vue.

Ce procédé permet de réduire la variance du speckle d'un facteur L dans le cas d'échantillons réellement décorrélés, mais ce gain en résolution radiométrique s'acquiert au détriment de la

résolution géométrique qui est dégradée d'un facteur L également. Cette valeur L , qui est alors appelée **nombre de vues**, est donc généralement limitée à $L=3$ ou 4 .

Notons que pour le cas où les L échantillons sont corrélés, la réduction de la variance du speckle se fait d'un facteur inférieur à L .

Dans le cas d'une image L -vues, on peut montrer que la distribution statistique de l'intensité est une **loi Gamma** à deux paramètres R et L :

$$p_I(I|R) = \left(\frac{L}{R}\right)^L \frac{1}{\Gamma(L)} \exp\left(-\frac{LI}{R}\right) \cdot I^{L-1} \quad (\text{II-10})$$

où $\Gamma(L)$ représente la fonction Gamma : $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt$.

La Figure 9 montre la densité de probabilité de l'intensité pour une cible de réflectivité $0,5$ pour plusieurs valeurs du nombre de vues réparties de 1 à 100 . Elle indique que la variance est considérablement réduite quand le nombre de vues augmente, ce qui réduit d'autant la probabilité d'erreur d'estimation de la réflectivité R .

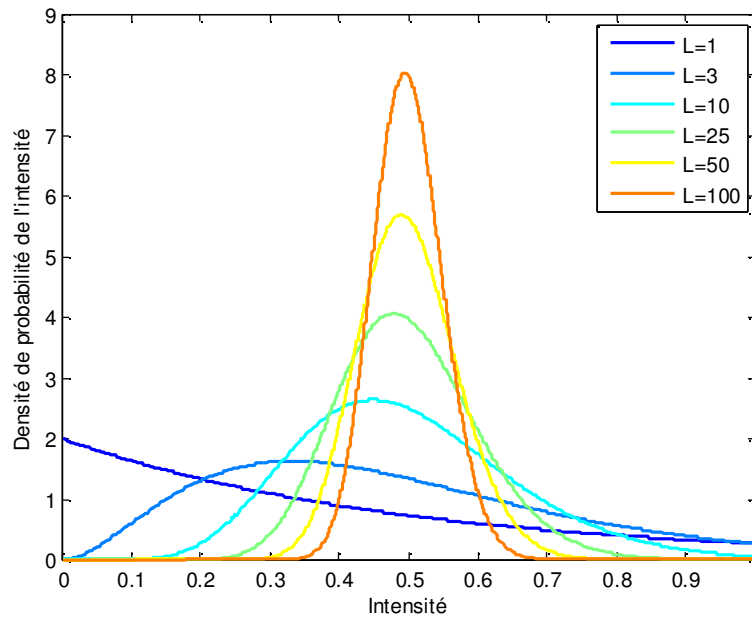


Figure 9. Distribution du speckle en intensité pour une image L -vues de réflectivité $R=0,5$

Le nombre de vues que la technique multi-vue permet d'atteindre (typiquement, moins de 10 vues) n'est pas assez élevé pour un certain nombre d'applications. On peut aussi augmenter artificiellement le nombre de vues par des techniques de filtrage. Ces procédés permettent d'obtenir des images avec un nombre équivalent de vues plus élevé que le nombre de vues initial. Cette notion de **nombre de vues équivalent**, noté **ENL** (pour Equivalent Number of

Looks), se définit comme étant le rapport de la moyenne en intensité au carré sur la variance de l'intensité : $ENL = \frac{M^2}{\sigma}$.

Cette grandeur peut être directement reliée au coefficient de variation CV de l'intensité : $CV = \frac{\sqrt{\sigma}}{M} = \frac{1}{\sqrt{ENL}}$.

2.5.3. Les techniques de filtrage pour réduire le speckle

Depuis l'émergence des premiers SARs, de nombreuses méthodes de filtrage visant à réduire l'effet du speckle ont été développées. La quasi-totalité de ces filtres sont dits adaptatifs, c'est-à-dire qu'ils ne traitent pas l'image dans sa globalité, mais pixel par pixel à partir d'une fenêtre glissante, sur laquelle le signal est supposé stationnaire et qui constitue un voisinage permettant d'estimer localement un certain nombre de grandeurs statistiques (moyenne, variance, corrélation). Les premières méthodes fonctionnaient surtout avec des fenêtres carrées, d'une taille typique variant de 7×7 pour les images multi-vues à 11×11 pour les images mono-vue. Au cours des dernières années, des algorithmes de détection de structures (points, lignes, contours) ont été développés et permettent, par une segmentation de la fenêtre initiale, d'utiliser des fenêtres variables dont la forme change d'un pixel à l'autre en fonction de la scène, ce qui permet de mieux respecter la condition de stationnarité du signal et de mieux préserver les détails de la scène.

La plupart des filtres développés sont appliqués sur une seule image à la fois, et sont donc dits mono-canal. Le plus simple d'entre eux est le filtre moyenne, qui consiste à attribuer à un pixel la moyenne de l'intensité des pixels situés dans la fenêtre centrée sur lui. Ce filtre, utilisé le plus souvent sans détection de structure, est efficace sur les zones homogènes mais ne permet pas de préserver les détails de l'image. D'autres filtres ont été développés pour affiner la réduction du speckle. L'opération de filtrage consiste alors à estimer la réflectivité R de la cible en fonction de l'intensité I du pixel traité et des paramètres estimés localement dans la fenêtre centrée sur le pixel. A partir de cette combinaison (linéaire ou non) entre I et les paramètres locaux, on peut estimer R en utilisant un critère statistique. Le critère le plus employé est la minimisation de l'erreur quadratique moyenne, noté MMSE pour Minimum Mean Square Error, comme c'est le cas par exemple pour les filtres de Lee (1980) et Kuan *et al.* (1985), qui prennent pour estimation de R une combinaison linéaire entre I et sa moyenne sur la fenêtre de voisinage, et pour le filtre de Frost *et al.* (1982), qui estime R à partir de la

moyenne de I pondérée par la distance au pixel central de chaque pixel de la fenêtre selon une loi exponentielle négative. Un autre critère statistique utilisé est le maximum a posteriori (MAP), dans le cadre de l'estimation bayésienne, comme par exemple le filtre Gamma-Gamma-MAP de Lopes *et al.* (1993), qui suppose une distribution Gamma à la fois pour la densité de probabilité de l'intensité I connaissant la réflectivité R , $p(I|R)$, et pour celle de la réflectivité, $p(R)$. Les performances de tous ces filtres semblent relativement équivalentes en terme de biais et de réduction de speckle. La préservation des fines structures et de la texture est en revanche plus difficile à évaluer objectivement. Aucun de ces filtres ne s'est particulièrement imposé sur les autres, et la plupart sont implémentés dans les logiciels commerciaux de traitement d'images radar et sont donc assez largement utilisés. Une revue de ces filtres mono-canal a été faite par Lee *et al.* (1994) et par Touzi (2002).

Dans un certain nombre d'applications, des séries de données sont disponibles sur une même scène. Des filtres multi-canaux (multi-temporels et/ou multi-polarisations et/ou multi-fréquence) ont été développés, qui permettent d'exploiter statistiquement cette multiplicité des observations dans le but de réduire le speckle dans chacune des images. Ces filtres consistent à effectuer des combinaisons linéaires pixel à pixel de M images d'intensité I_i , afin d'obtenir M images J_k , telles que l'information en intensité soit préservée tout en minimisant le speckle. Le principe de ces filtres a été introduit par Lee *et al.* (1991) dans le cas d'un jeu de données polarimétriques, puis généralisé par Bruniquel et Lopes (1997). Quegan et Yu (2001) ont mis en avant le fait que, pour des canaux non-corrélés, le filtre prend une forme simple et

facilement implémentable : $J_k = \frac{\langle I_k \rangle}{M} \sum_{i=1}^M \frac{I_i}{\langle I_i \rangle}$. Ils ont également montré que dans le cas

d'un filtrage avec M images décorréelées ayant le même nombre de vues L , et avec une fenêtre de N pixels, on a le résultat théorique suivant : $ENL = MNL/(M + N - 1)$. Quand le nombre d'images M augmente, l'ENL arrive donc à une valeur de saturation : $ENL = N \times L$. Ce filtre permet est néanmoins très performant. Par exemple, pour une série de $M=10$ images mono-vue ($L=1$), avec une fenêtre 7×7 ($N=49$), le nombre de vue équivalent des images filtrées passe à 8,4. Ce filtre a par ailleurs l'avantage de très bien préserver la résolution spatiale par rapport aux filtres spatiaux précédemment décrits.

Malheureusement, ce filtre multi-canal n'est pas bien adapté aux applications utilisant un rapport d'intensité. En effet, on remarque que le rapport de deux images filtrées ensemble vaut : $J_2/J_1 = \langle I_2 \rangle / \langle I_1 \rangle$, ce qui revient à n'avoir filtré les images qu'avec un filtre moyenne

utilisant une fenêtre adaptative. On peut toutefois recommander son utilisation dans le cas où l'utilisation du rapport intensité est complétée par l'utilisation d'images en intensité, par exemple pour la constitution de masques dans une classification. Ce filtre est utilisé dans l'Article 5 présent dans l'Annexe C pour améliorer l'estimation du coefficient de rétrodiffusion dans des parcelles de blé, afin d'affiner la discrimination avant la période de semis entre les champs labourés ou hersés et les champs non travaillés.

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donc expliqué le principe de la formation de l'image radar et décrit la nature de l'information mesurée, ce qui a permis d'identifier et de caractériser les paramètres du système SAR qui peuvent perturber cette mesure : la précision radiométrique, la stabilité radiométrique, le déséquilibre de gain entre canaux, la diaphonie, et le rapport d'ambiguïté. Nous avons également décrit les propriétés statistiques des intensités SAR.

Dans la suite de cette thèse, les méthodes de classification de rizières basées sur des rapports d'intensité SAR devront être développées à la fois en prenant en compte ces propriétés statistiques et en quantifiant l'impact de l'imprécision des mesures due aux imperfections possibles des systèmes.

Chapitre 3

Modèle d'erreur pour les méthodes de classification basées sur un rapport d'intensité SAR.

Article 1 :

Bouvet A., Le Toan T., Floury N., Macklin T.

"An end-to-end error model for classification methods based on temporal change or polarization ratio of SAR intensities"

soumis à *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* le 30 avril 2009

évaluation le 24 juin 2009, deuxième soumission le 21 septembre 2009

accepté le 13 novembre 2009

3.1. Introduction

Dans le Chapitre 1, nous avons identifié deux caractéristiques de la rétrodiffusion des rizières en bande C qui doivent permettre de différencier celles-ci des autres types de surface : une augmentation saisonnière marquée de la rétrodiffusion en co-polarisation, et des valeurs élevées du rapport de polarisation HH/VV. Dans les deux cas, ces caractéristiques peuvent être mesurées par un rapport d'intensité, qu'il s'agisse d'un rapport temporel ou d'un rapport de polarisation. Nous envisageons donc dans cette thèse de développer des méthodes permettant de cartographier les rizières en utilisant ces rapports d'intensité comme critère de classification.

Il s'agit dans ce chapitre de formaliser le développement de ces méthodes et de définir leur sensibilité vis-à-vis des imperfections des systèmes SAR présentées dans le Chapitre 2.

Une première étude des méthodes de classification basées sur un rapport d'intensité a été effectuée dans Rignot et van Zyl (1993). Cette étude a permis d'établir une expression de la probabilité d'erreur de classification obtenue lorsque l'on cherche à séparer deux classes équiprobables *a priori* en appliquant un seuil optimal sur le rapport d'intensité considéré. Ce modèle d'erreur ne permet pas d'évaluer l'impact des défauts d'étalonnage du système sur la performance des algorithmes de classification, car ceux-ci conduiraient dans certains cas à utiliser un seuil non-optimal. La sensibilité de ces algorithmes aux autres paramètres du système SAR (rapport d'ambiguïté, fréquence de revisite, nombre de vues) n'a pas été non plus simulée.

Nous avons donc complété cette étude en introduisant une nouvelle formulation de l'erreur de ces classifications, prenant en compte la probabilité *a priori* des classes et les erreurs d'étalonnage. Nous avons ainsi pu simuler l'impact de la stabilité radiométrique, du déséquilibre de gain entre canaux, de la diaphonie, du rapport d'ambiguïté et de la fréquence d'observation sur la performance des méthodes.

Ce modèle d'erreur permet de répondre à un double objectif :

- quantifier l'erreur dans des méthodes de classification basées sur un rapport d'intensité utilisant les données SAR des instruments actuellement disponibles
- déterminer l'influence de certains paramètres des systèmes SAR sur la précision de ces méthodes de classification, et identifier ceux qui sont critiques, afin de prendre en compte ces exigences dans les spécifications des futures missions

En particulier, nous discuterons dans la conclusion de l'importance de l'impact des paramètres d'ASAR sur l'erreur de classification pour les méthodes envisagées, afin d'identifier quels paramètres peuvent être critiques.

3.2. Le modèle d'erreur

3.2.1. Formulation du problème

On considère un rapport d'intensité $r=I_2/I_1$, où I_1 et I_2 sont les coefficients de rétrodiffusion de deux images SAR d'une même scène. Ces images diffèrent soit par leur date pour le cas d'un changement temporel, soit par leur polarisation dans le cas d'un rapport de polarisation, pour les cas les plus généraux. On peut également envisager qu'elles diffèrent par leur fréquence, ou par plusieurs de ces paramètres en même temps.

Ces intensités suivent une distribution Gamma comme indiqué dans (II.10) :

$$p(I|\langle I \rangle) = \frac{L^L I^{L-1}}{\langle I \rangle^L \Gamma(L)} \exp\left(-\frac{LI}{\langle I \rangle}\right).$$

On peut montrer que quand les intensités I_1 et I_2 proviennent de deux canaux non corrélés, la densité de probabilité de r sur une zone homogène dépend uniquement du rapport des intensités moyennes $\bar{r} = \langle I_2 \rangle / \langle I_1 \rangle$, et non pas explicitement de ces intensités moyennes $\langle I_1 \rangle$ and $\langle I_2 \rangle$:

$$p(r|\langle I_1 \rangle, \langle I_2 \rangle) = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \frac{\bar{r}^L r^{L-1}}{(\bar{r} + r)^{2L}} \quad (\text{III-1})$$

On considère deux classes A et B, caractérisées par des rapports d'intensité $r_A = \langle I_{2,A} \rangle / \langle I_{1,A} \rangle$ et $r_B = \langle I_{2,B} \rangle / \langle I_{1,B} \rangle$. On suppose $r_B > r_A$. Afin de savoir à quelle classe attribuer un pixel possédant un rapport d'intensité r , nous adoptons l'approche bayésienne. Le théorème de Bayes indique :

$$p(A|r) = \frac{p(r|A)}{p(r)} p(A) \quad (\text{III-2})$$

où $p(A|r)$ représente la probabilité qu'un pixel possédant un rapport de polarisation r appartiennent à la classe A, $p(r|A)$ représente la probabilité qu'un pixel de la classe A ait un rapport d'intensité égal à r , donnée par l'équation (III-1) où $\bar{r} = r_A$, $p(A)$ représente la probabilité *a priori* de la classe A dans la scène, et $p(r)$ représente la probabilité que le rapport d'intensité soit égal à r dans l'image. La même relation existe pour la classe B.

L'algorithme de classification se formule alors de la manière suivante : le pixel est associé à la classe B si $p(B|r) > p(A|r)$.

Cette inégalité peut se réécrire, en utilisant les équations (III-1) et (III-2) :

$$\frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \frac{r_B^L r^{L-1}}{(r_B + r)^{2L}} \frac{p(B)}{p(r)} > \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \frac{r_A^L r^{L-1}}{(r_A + r)^{2L}} \frac{p(A)}{p(r)}$$

ce qui donne, après simplifications et réarrangement des termes :

$$r > \sqrt{r_A r_B} \cdot \frac{\sqrt{\frac{r_B}{r_A} \left(\frac{p(A)}{p(B)} \right)^{\frac{1}{2L}} - 1}}{\sqrt{\frac{r_B}{r_A} - \left(\frac{p(A)}{p(B)} \right)^{\frac{1}{2L}}}} = r_{opt} \quad (\text{III-3})$$

L'approche bayésienne se réduit donc à un simple seuillage du rapport de polarisation, en utilisant d'un seuil de classification optimal r_{opt} , donné dans (III-3). Ce seuil de classification dépend de 4 paramètres : r_A , r_B , $p(B)$ ou $p(A)$, et L .

Dans le cas d'équiprobabilité *a priori* des deux classes, c'est-à-dire quand $p(A) = p(B) = 0,5$, le seuil de classification optimal prend une valeur très particulière, notée r_0 :

$$r_0 = \sqrt{r_A r_B} \quad (\text{III-4})$$

On note que lorsque le nombre de vues L augmente, la dépendance du seuil optimal aux probabilités *a priori* des classes diminue très rapidement. Avec un nombre de vues élevé (par exemple $L > 32$), on peut donc prendre pour valeur approchée $r_{\text{opt}} \approx r_0$.

3.2.2. Expression de l'erreur

Supposons qu'on utilise un seuil r_t pour classer un pixel ayant un rapport d'intensité r dans l'une des deux classes A et B. Idéalement, r_t est égal à r_{opt} , quand celui-ci est connu ou peut être calculé.

La probabilité d'erreur de la classe A, c'est-à-dire la probabilité de classer dans la classe B un pixel appartenant à la classe A, vaut : $PE_A = \int_{r_t}^{\infty} p(r | r_A) dr$. Inversement, la probabilité d'erreur de la classe B vaut : $PE_B = \int_0^{r_t} p(r | r_B) dr$. La probabilité d'erreur totale pour la classification considérée vaut donc : $PE = p(A) \cdot PE_A + p(B) \cdot PE_B$.

La Figure 10 illustre les densités de probabilité des deux classes, avec $r_A = 0\text{dB}$ et $r_B = 6\text{dB}$, pour un nombre de vues égal à 10. Les probabilités d'erreur PE_A et PE_B sont également représentées pour le cas où le seuil de classification r_t est choisi égal à 2,5dB.

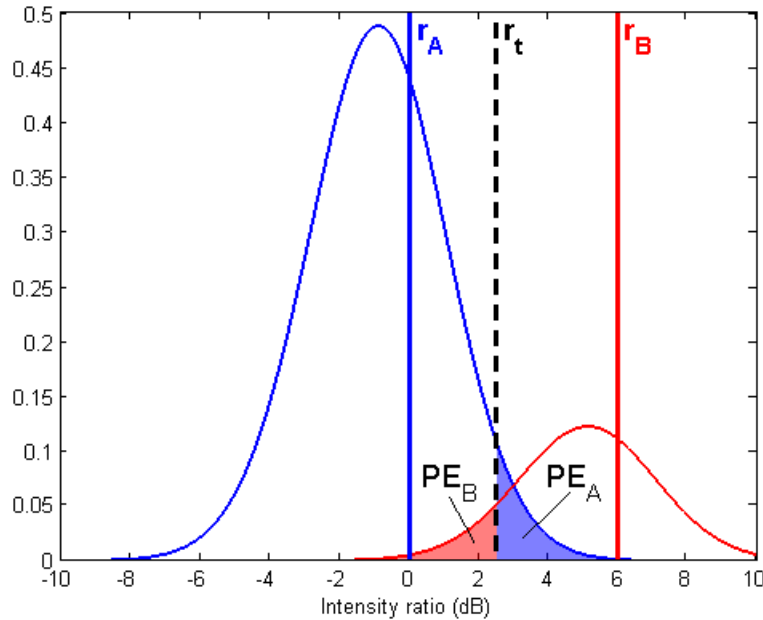


Figure 10. Densité de probabilité de l'intensité de la classe A (bleu) et de la classe B (rouge), ayant pour paramètres $r_A = 0\text{dB}$ et $r_B = 6\text{dB}$, pour $L = 10$. Les paramètres de chaque classe sont représentés par les lignes pleines verticales, et le seuil de classification r_t par la ligne interrompue. Les zones colorées représentent les probabilités d'erreur de chaque classe PE_A et PE_B .

Dans le cas général, lorsque l'on effectue la classification avec un seuil quelconque $r_t = d \cdot r_0$, d pouvant prendre n'importe quelle valeur entre 0 et l'infini, on montre que la probabilité d'erreur totale de la classification vaut :

$$PE = (1 - p(B)) \cdot h_L(d^2 \cdot \Delta r) + p(B) \cdot h_L\left(\frac{\Delta r}{d^2}\right) \quad (\text{III-5})$$

$$\text{où : } h_L(\Delta r) = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \sum_{k=0}^{\infty} \binom{L-1}{k} \frac{(-1)^k}{L+k} \frac{1}{(1+\sqrt{\Delta r})^{L+k}},$$

avec $\Delta r = \frac{r_B}{r_A}$ et $\binom{L-1}{k} = \frac{\Gamma(L)}{\Gamma(k+1)\Gamma(L-k)}$ qui représente le coefficient binomial.

Bien que $h_L(X)$ soit une somme infinie, une façon d'en calculer facilement une bonne approximation consiste à prendre pour valeur de L l'entier le plus proche du nombre de vues

réel, pour le cas où celui-ci n'est pas déjà entier. En effet, quand L est entier, $\binom{L-1}{k}$ est nul

$$\text{pour tout } k \text{ supérieur ou égal à } L, \text{ et on a alors : } h_L(\Delta r) = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \sum_{k=0}^{L-1} \binom{L-1}{k} \frac{(-1)^k}{L+k} \frac{1}{(1+\sqrt{\Delta r})^{L+k}}.$$

La probabilité d'erreur dépend donc de quatre paramètres fondamentaux :

- **L**, le nombre de vues des images,
- **Δr** , une mesure de la distance entre les paramètres des deux classes (rapport de leurs rapports d'intensités moyens),
- **$p(B)$** , la probabilité *a priori* de la classe B,
- **d** , une mesure de la distance entre le seuil de classification utilisé r_t et r_0 (seuil optimal lorsque les deux classes sont équiprobables).

On exprime souvent Δr en décibels pour plus de commodité : $(\Delta r)_{dB} = (r_B)_{dB} - (r_A)_{dB}$.

La valeur du paramètre d qui conduit au seuil optimal r_{opt} est :

$$d_{opt} = r_{opt} / r_0 = \frac{\sqrt{\Delta r} \left(\frac{1 - p(B)}{p(B)} \right)^{\frac{1}{2L}} - 1}{\sqrt{\Delta r} - \left(\frac{1 - p(B)}{p(B)} \right)^{\frac{1}{2L}}} \quad (\text{III-6})$$

Dans le cas général, on ne connaît pas les probabilités *a priori* des deux classes, et l'on ne peut donc pas estimer le seuil optimal. Cependant, on montre que dans la plupart des cas, l'utilisation de r_0 plutôt que du seuil optimal n'ajoute que très peu d'erreur à la classification (notamment dans le cas d'un nombre de vues élevé évoqué en 3.2.1). On recommande donc l'utilisation systématique du rapport r_0 comme seuil de classification. L'expression de l'erreur est alors simplifiée et ne dépend plus des probabilités *a priori* des deux classes :

$$PE = h_L(\Delta r) \quad (\text{III-7})$$

La Figure 11 représente cette erreur en fonction de Δr pour différentes valeurs de L . Δr est une mesure de la séparabilité des classes, et par conséquent l'erreur baisse quand Δr augmente. Le nombre de vues L est un paramètre tout aussi important, puisqu'un nombre vues élevé permet une meilleure précision dans la mesure du rapport d'intensité et diminue donc l'erreur de classification.

Pour l'utilisation de ces méthodes de classification reposant sur un rapport d'intensité, on doit donc à la fois s'assurer que les classes ont une bonne séparabilité et chercher à augmenter le nombre de vues équivalent des images en utilisant les techniques de filtrage évoquées en 2.5.3.

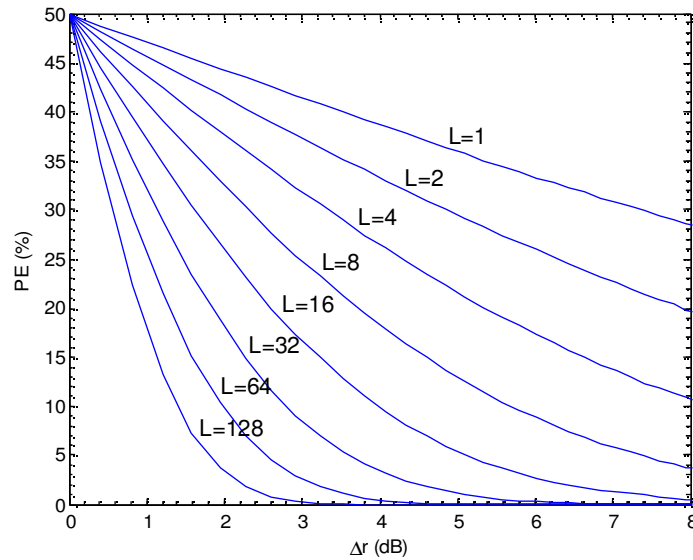


Figure 11. Probabilité d'erreur de la méthode de classification basée sur un rapport d'intensité en fonction de la distance Δr entre le rapport d'intensité des deux classes, pour plusieurs valeurs du nombre de vues L entre 1 et 128.

Dans ce cas où l'on utilise r_0 comme seuil, le paramètre d peut être utilisé pour représenter l'erreur que l'on commet dans l'estimation de r_0 . Cette erreur est causée, dans certains cas, par

des erreurs d'étalonnage, mesurées par la stabilité radiométrique et le déséquilibre de gain entre canaux décrits au Chapitre 2. L'impact de ces défauts d'étalonnage sur la performance des classifications peut alors être quantifié en utilisant l'équation (III-5) et en supposant l'équiprobabilité des classes *a priori* :

$$PE = \frac{1}{2} \left[h_L(d^2 \cdot \Delta r) + h_L\left(\frac{\Delta r}{d^2}\right) \right] \quad (\text{III-8})$$

3.3. Résultats

3.3.1. Les erreurs d'étalonnage

Comme indiqué dans le Chapitre 2, les erreurs de précision radiométrique sont annulées lorsque l'on calcule le rapport des intensités. Ce paramètre n'est donc pas pris en compte dans l'étude.

Les effets de la diaphonie sont calculés en modélisant les intensités relatives possibles entre les trois canaux HH, VV et HV, et l'étude indique que pour les systèmes actuels, l'impact de la diaphonie sur le coefficient de rétrodiffusion est peu important pour les co-polarisations, mais critique pour les applications utilisant une polarisation croisée, pour lesquelles une diaphonie inférieure à -40dB est nécessaire.

L'équation (III-8) est utilisée dans l'article pour quantifier l'impact de la stabilité radiométrique sur les méthodes de classification basées sur un changement temporel (c'est-à-dire un rapport d'intensité temporel), et du déséquilibre de gain entre canaux sur les méthodes basées sur un rapport de polarisation.

3.3.1.1. Le déséquilibre de gains entre canaux

Il est montré que lorsque la séparabilité des classes est suffisante ($\Delta r > 4\text{dB}$), l'erreur de classification additionnelle causée par le déséquilibre de gain entre canaux est inférieure à 2%, à condition que ce paramètre reste dans les valeurs usuelles, c'est-à-dire inférieur à 0,5dB. Au cas où l'on souhaiterait discriminer des classes plus faiblement séparables ($\Delta r < 4\text{dB}$) par l'intermédiaire d'une augmentation du nombre de vues, la sensibilité au déséquilibre de gains entre canaux est importante et nécessite des contraintes plus fortes sur ce paramètre.

3.3.1.2. La stabilité radiométrique

Le cas de la stabilité radiométrique mène à des résultats identiques, mais pour ses valeurs extrêmes (autour de 1dB), l'erreur additionnelle peut monter jusqu'à 6% dans certains cas défavorables. Ce paramètre peut donc avoir un effet non-négligeable sur les méthodes de classification considérées, et on doit par conséquent veiller à ce que sa valeur reste faible (autour de 0,5dB). Pour le cas des classes de faible séparabilité, la même remarque que pour le déséquilibre de gains entre canaux s'applique.

3.3.2. Les autres paramètres du système SAR

Afin d'évaluer l'impact d'autres paramètres du système SAR (fréquence de revisite, rapport d'ambiguïté, résolution spatiale et nombre de vues) sur les méthodes de classification reposant sur un rapport d'intensité (rapport de polarisation ou changement temporel), on simule des profils temporels types de rétrodiffusion et de rapport de polarisation susceptibles de correspondre à des classes pouvant être discriminées par de telles méthodes.

3.3.2.1. Le rapport d'ambiguïté

L'effet du phénomène d'ambiguïté est modélisé en choisissant des valeurs représentatives des coefficients de rétrodiffusion des deux classes A et B considérées dans chaque canal I_1 et I_2 , et en considérant que la source de l'ambiguïté est une scène de rétrodiffusion très élevée, comme par exemple une zone urbaine. Les résultats montrent que les ambiguïtés vont avoir tendance à diminuer le paramètre Δr , et donc à augmenter l'erreur de classification. L'étude montre que les ambiguïtés peuvent avoir un impact critique sur la performance des algorithmes de classification dans certains cas, lorsque le rapport d'ambiguïté est élevé (proche de -17dB) et que la séparabilité des classes est faibles ou que le nombre de vues est bas. Toutefois, quand le rapport d'ambiguïté est inférieur à -30dB, l'erreur additionnelle due à l'ambiguïté reste inférieure à 6% dans les cas les plus défavorables, et est beaucoup plus faible dans la plupart des cas.

3.3.2.2. La fréquence de revisite

Des comportements temporels de rétrodiffusion de la classe B soumise à une augmentation de rétrodiffusion ou à de fortes valeurs de rapport de polarisation pendant une période de durée c sont simulés afin d'évaluer l'importance de la fréquence de revisite sur les méthodes de classification développées. Ces travaux indiquent que cette fréquence de revisite est un paramètre capital, principalement pour la méthode du changement temporel. L'ordre de grandeur des fréquences de revisite des satellites actuels (par exemple 35 jours pour le satellite ENVISAT portant l'instrument ASAR) est jugé insuffisant pour assurer une séparabilité de classes satisfaisante, notamment lorsque la période d'augmentation de rétrodiffusion dure moins de 110 jours, comme c'est le cas par exemple pour les variétés de riz ayant un cycle de croissance court. Pour la méthode du rapport de polarisation, une fréquence de revisite de 35 jours reste cependant convenable.

3.4. Validation sur des données réelles

Certains résultats issus du modèle d'erreur théorique présenté dans l'article ont été validés par l'intermédiaire de données réelles, qui ont été dégradées pour simuler l'effet de l'instabilité radiométrique, du déséquilibre de gain entre les canaux, et des ambiguïtés.

Les données utilisées sont un jeu de 3 images Alternating Polarisation de l'instrument ASAR, en polarisations HH&VV, couvrant une saison de riz dans une province du Delta du Mékong, et une base de données SIG (Système d'Information Géographique) fournissant la répartition des rizières sur un comté de cette province, utilisée comme vérité terrain pour calculer l'erreur des méthodes de classification. Ces données sont celles utilisées dans l'article du Chapitre 4 et décrites dans l'Annexe B.

Pour les trois paramètres testés, on compare les résultats expérimentaux calculés à partir des images dégradées aux résultats issus du modèle d'erreur que l'on fait tourner avec les valeurs de $p(B)$, L et Δr correspondant aux données réelles utilisées.

Les résultats obtenus par les deux approches (données réelles et modèle d'erreur) sont en bonne conformité, ce qui démontre la validité du modèle.

3.5. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons examiné une méthode de classification utilisant un rapport d'intensité SAR. Nous avons adopté une approche bayésienne, qui se réduit à l'application d'un seuil sur le rapport d'intensité. On montre que si le nombre de vues des images utilisées est élevé, le seuil optimal ne dépend pas des probabilités *a priori* des deux classes. La méthode retenue est donc particulièrement simple.

Cette étude a permis d'élaborer un modèle complet d'erreur permettant de calculer la performance de ces méthodes en fonction de divers paramètres des systèmes SAR, en particulier les erreurs d'étalonnage. Le modèle d'erreur, développé sur des bases théoriques, a été partiellement validé à l'aide de données réelles qui ont été dégradées pour simuler les erreurs d'étalonnage ou le phénomène d'ambiguïté.

Suite à cette étude, un certain nombre de recommandations peuvent être faites pour le développement des futures missions SAR : le déséquilibre de gain entre les canaux et la stabilité radiométrique doivent idéalement tous deux rester inférieurs à 0,5dB, et il est souhaitable que le rapport d'ambiguïté soit inférieur à -30dB. La répétitivité temporelle des observations étant un paramètre majeur pour les méthodes basées sur le changement temporel, il paraît également important d'augmenter la fréquence de revisite des satellites ou de les faire fonctionner en constellations.

L'utilisation de ce modèle permet aussi de prévoir dans quelle mesure les paramètres de l'instrument ASAR sont adaptés aux méthodes que nous souhaitons développer. Nous envisageons d'utiliser les modes Alternating Polarisation (données APP) pour la méthode du rapport de polarisation, et Wide-Swath (donnée WSM) pour la méthode du changement temporel. Nous ne prévoyons pas d'utiliser de polarisation croisée, donc la diaphonie n'est pas un paramètre critique. Avec une stabilité radiométrique de 0,41dB, les données APP présentent des caractéristiques satisfaisant les recommandations que nous avons émises. La stabilité radiométrique des données WSM, qui varie entre 0,6 et 0,8dB, est un peu moins bonne que celle recommandée, mais ne devrait pas avoir un impact important. Le rapport d'ambiguïté d'APP, situé autour de -28dB, est proche de la valeur recommandée, et ne devrait donc pas être problématique. Pour WSM, le rapport d'ambiguïté, qui peut varier entre -30,8 et -17,1dB, peut avoir des valeurs critiques pour certaines applications. Il faudra donc s'assurer que la séparabilité des classes soit suffisamment grande ($\Delta r > 4\text{dB}$). Enfin, la fréquence de revisite du satellite (un passage sur la même orbite tous les 35 jours) risque d'être trop faible

pour assurer une séparabilité des classes suffisante pour la méthode du changement temporel. Il faudra donc trouver un moyen d'augmenter cette fréquence d'observation.

3.6. Article

AN END-TO-END ERROR MODEL FOR CLASSIFICATION METHODS BASED ON TEMPORAL CHANGE OR POLARIZATION RATIO OF SAR INTENSITIES

Alexandre Bouvet⁽¹⁾, Thuy Le Toan⁽¹⁾, Nicolas Floury⁽²⁾, Trevor Macklin⁽³⁾

*(1) Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère (CESBIO)
18 Avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 9, France
Email: Alexandre.Bouvet@cesbio.cnes.fr*

(2) European Space Agency, ESTEC, Noordwijk, The Netherlands

(3) Networks, Security and Information Systems Dept, BAE SYSTEMS Advanced Technology Centre, Chelmsford Essex, UK

Abstract:

This paper aims at defining the expression of the probability of error of classification methods using a Synthetic Aperture Radar (SAR) intensity ratio as a classification feature. The two SAR intensities involved in this ratio can be measurements from different dates, polarizations or possibly also frequency bands. Previous works provided a baseline expression of the probability of error addressing the two-class problem with equal *a priori* class probabilities and no calibration error. This study brings up a novel expression of the error, providing the possibility to assess the effect of class probabilities and calibration errors. An extended expression is described for the n-class problem. The effect of calibration errors such as channel gain imbalance, radiometric stability and cross-talk is assessed in the general case. Results indicate that, for the applications under study, channel gain imbalance is usually not a decisive parameter, but that radiometric stability is more critical in methods based on the temporal change. Cross-talk has a negligible effect in the case of co-polarizations. The impacts of other system parameters such as ambiguity ratio, time lapse between repeat-pass orbits, spatial resolution, and number of looks are illustrated through a set of assumptions on the backscattering values of the considered classes. The model is validated by comparing some of its outputs to experimental results calculated from the application of rice fields mapping methods on real data. This error model constitutes a tool for the design of future SAR missions and for the development of robust classification methods using existing SAR instruments.

I. INTRODUCTION

In the past few years, several satellites have been launched with a fully polarimetric SAR onboard. Polarimetric data contain coherent acquisitions of the four polarizations, and thus carry much more information than single-polarized or incoherently dual-polarized data. To exploit this information, polarimetric classification methods have been developed in the end of the 90's [1-5], and have been applied to airborne polarimetric SAR data with excellent accuracies. Nonetheless, because of constraints related to the pulse repetition frequency, to the data rate and to the high spatial resolution required to enhance polarimetric features, the classification performance in these coherent systems is usually traded against a much smaller swath when compared to a similar incoherent acquisition (single- or dual-polarization). Effectively, the swath-widths of the polarimetric imagery data in TerraSAR-X, Radarsat-2 and PALSAR are 15km, 25km and 30km respectively, while some single-polarization SARs provide data with a swath as wide as 500km, with a coarser spatial resolution though. Some remote sensing applications involve mapping of large areas or frequent observations, and therefore require a large spatial coverage (and consequently a high revisit frequency) rather than a high spatial resolution. For this reason, the future SAR planned for launch by ESA in

2011, Sentinel-1, which aims at providing SAR data operationally with a high temporal resolution, will be incoherently dual-polarized. Besides, all the actual SARs including a fully-polarimetric mode are also able to provide single-polarization or dual-polarization data at larger swaths than their fully-polarimetric data, and the 18-year satellite SAR archive data contain only incoherent imagery datasets. For all these reasons, classification methods specific to incoherent SAR data are still needed.

A number of easy-to-implement classification methods using incoherent SAR data are based on the ratio of two intensity (backscattering coefficient) images, used as classification feature. For example, a widely used feature in single-channel SAR data (one frequency, one polarization) is the temporal change of the intensity between two dates. This classification feature is derived from the ratio of the backscattering coefficient images at two dates, rather than from the difference of the backscattering coefficients. Indeed, the latter was shown to produce larger errors in high intensity regions than in low intensity regions [6]. The temporal intensity ratio method has been widely used since satellite SAR systems have been available in the early 90's (ERS-1 and RADARSAT-1 at C-band, JERS at L-band), which provided data periodically. In recent years, multi-polarization systems such as ASAR onboard ENVISAT (dual-polarization, C-band), PALSAR onboard ALOS (dual- and quad-polarization, L-band), RADARSAT-2 (dual- and quad-polarization, C-band), and TerraSAR-X (dual- and quad-polarization, X-band) have become available, making it possible to use classifiers based on the polarization ratio at a single date -i.e. the ratio of two backscattering images at the same date at two different polarizations.

Applications of the temporal change (hereafter mentioned as TC) of SAR intensity between two dates in classification methods include the detection of events such as floods with JERS [7] and ASAR [8], deforestation with ERS-1 and JERS [9] or harrowing in fields using ASAR [10], and the mapping of rice fields with ERS-1 [11] and Radarsat-1 [12]. Classification features based on a polarization ratio (hereafter mentioned as PR) have been extensively demonstrated in a wide range of applications: oil slick detection with Ka-band and C-band HH/VV [13], discrimination of vegetated fields from bare soil with C-band HV/HH and HV/VV [14], discrimination of broad-leaf crops from small-stem crops with C-band RR/RL [14], where R and L denote right and left circular polarization, crop classification with C-band or L-band HH/HV [15], rice or wheat fields mapping using C-band HH/VV [16, 17], discrimination of multi-year sea ice from first-year sea ice using C-band HV/HH [18].

The accuracy of such classification methods based on an intensity ratio has been assessed in [6] for the two-class problem, taking into account the target characteristics. However, the impacts of system parameters on the classification performance were not addressed. Those parameters include spatial resolution, ambiguity, orbit repeat cycle, channel gain imbalance, radiometric stability, and cross-talk. For the assessment of the classification robustness and for the design of future SAR missions, there is a need to extend the study in [6] by considering system parameters in the assessment of the classification performance.

This is the objective of this paper to provide the general formulation of the error in classification methods based on a SAR intensity ratio in such a way that the impact of system parameters can be assessed. In Section II, we calculate the theoretical probability of error of such methods for a two-class problem, with an extension scheme to the n-class problem. In Section III, the impact of calibration parameters (radiometric accuracy, radiometric stability, channel gain imbalance, and cross-talk) on the probability of error is calculated for the general case. Section IV addresses the effect of other system and processing parameters, such as ambiguity ratio, time-lapse between repeat-pass, number of looks, and spatial resolution, under a set of assumptions on the backscattering profiles of the classes. The model is

validated experimentally in Section V by applying rice fields mapping methods to real SAR data.

II. THEORETICAL EXPRESSION OF THE PROBABILITY OF ERROR

A. Description of the classification algorithm

We want to develop a classification method using a SAR intensity ratio $r=I_2/I_1$ as a classification feature. The backscatter intensity I can represent any of the backscattering coefficients: σ^0 , β^0 , or γ . For an homogeneous area in a SAR image with a number of looks equal to L , the backscattering intensity I can be modeled as a gamma distribution with the shape parameter equal to L and the scale parameter equal to $\langle I \rangle/L$, where $\langle \cdot \rangle$ denotes the average value over an homogeneous area [19]. Its probability density function (pdf) is thus equal to:

$$p(I|\langle I \rangle) = \frac{L^L I^{L-1}}{\langle I \rangle^L \Gamma(L)} \exp\left(-\frac{LI}{\langle I \rangle}\right) \quad (1)$$

where $\Gamma(L)$ represents the Gamma function: $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt$.

When I_1 and I_2 come from uncorrelated channels, the pdf of the intensity ratio $r=I_2/I_1$ of a homogeneous region is found to depend only on the ratio of average intensities $\bar{r} = \langle I_2 \rangle / \langle I_1 \rangle$, and not specifically on the average intensities $\langle I_1 \rangle$ and $\langle I_2 \rangle$ [19]:

$$p(r|\langle I_1 \rangle, \langle I_2 \rangle) = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \frac{\bar{r}^L r^{L-1}}{(\bar{r} + r)^{2L}} \quad (2)$$

In the methods based on temporal change, the condition of uncorrelated channels is well met when dealing with agricultural areas at X or C-band, because changes occur between two repeat-pass data. For the polarization ratio method, the correlation between channels is low when the two polarizations involve different backscattering mechanisms. This is the case for HH and VV at X or C-band on crops with a vertical structure (rice, wheat), or for HH and HV on agricultural areas at X or C-band and on forests at L or P-band. In these common examples, the two channels forming the intensity ratio are not strongly correlated. We will first assume in our analysis that the two channels are uncorrelated. The correlated case will be investigated at the end of this section.

We consider two classes A and B, characterized by mean intensity ratios $r_A = \langle I_{2,A} \rangle / \langle I_{1,A} \rangle$ and $r_B = \langle I_{2,B} \rangle / \langle I_{1,B} \rangle$, supposing $r_B > r_A$. We adopt here a Bayesian approach to decide on whether to classify a pixel having a given intensity ratio r into class A or class B. Bayes' theorem states:

$$p(A|r) = \frac{p(r|A)}{p(r)} p(A) \quad (3)$$

where $p(A|r)$ represents the probability for a pixel with an intensity ratio r to belong to class A, $p(r|A)$ represents the probability for a pixel belonging to class A to have an intensity ratio equal to r , which is given in (2) with $\bar{r}=r_A$, $p(A)$ represents the *a priori* probability of class A in the scene, and $p(r)$ represents the probability for the intensity ratio to be equal to r in the image. The same applies for class B.

The classification algorithm consists in assigning a pixel with an intensity ratio r to class B whenever $p(B|r) > p(A|r)$. This inequality is rewritten using (2) and (3):

$$\frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \frac{r_B^L r^{L-1}}{(r_B + r)^{2L}} \frac{p(B)}{p(r)} > \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \frac{r_A^L r^{L-1}}{(r_A + r)^{2L}} \frac{p(A)}{p(r)}, \text{ eventually leading to:}$$

$$r > \sqrt{r_A r_B} \cdot \frac{\sqrt{\frac{r_B}{r_A} \left(\frac{p(A)}{p(B)} \right)^{\frac{1}{2L}} - 1}}{\sqrt{\frac{r_B}{r_A} - \left(\frac{p(A)}{p(B)} \right)^{\frac{1}{2L}}}} = r_{opt} \quad (4)$$

The Bayesian approach therefore reduces to simply thresholding the intensity ratio, using an optimal classification threshold r_{opt} given in (4). This threshold depends on 4 parameters: r_A , r_B , $p(B)$ or $p(A)$, and L . In the case of prior equiprobability, i.e. when $p(A)=p(B)=0.5$, the optimal classification threshold takes a particular value, noted r_0 :

$$r_0 = \sqrt{r_A r_B} \quad (5)$$

It is also to be noted that when the number of looks increase, the dependence of the optimal threshold on the *a priori* class probabilities strongly decreases. With a high number of looks (for example $L>32$), we can therefore consider that $r_{opt} \approx r_0$.

B. Calculation of the Probability of Error

Rignot and van Zyl [6] calculated the probability of error in a classification method using a threshold on the ratio of backscatter intensities at two dates $r_{TC} = I_{p,d2} / I_{p,d1}$, where p is the polarization and $d1$ and $d2$ are the dates, in the case of equiprobable classes. The approach is valid for any other backscatter intensity ratio, including polarization ratios $r_{PR} = I_{p2,d} / I_{p1,d}$, where $p1$ and $p2$ are the polarizations and d the date. This sub-section builds on this study to give an alternative formulation of the probability of error of the method, involving a supplementary parameter, and valid for any *a priori* class probabilities.

We use a threshold r_t to classify a pixel with intensity ratio r in to class A or class B. Ideally, r_t is equal to the optimal threshold r_{opt} when it is known or can be calculated, but we consider here the general case valid for any value of r_t .

The probability of error for class A, noted PE_A , corresponding to the probability of classifying a pixel belonging to class A into class B, and the probability of error for class B, noted PE_B , are then given by:

$$PE_A = \int_{r_t}^{\infty} p(r | r_A) dr \quad (6)$$

and

$$PE_B = \int_0^{r_t} p(r | r_B) dr \quad (7)$$

The total probability of error is thus:

$$PE = p(A) \cdot PE_A + p(B) \cdot PE_B \quad (8)$$

Figure 1 illustrates the pdf of 2 classes with $r_A = 0\text{dB}$ and $r_B = 6\text{dB}$ for a number of looks equal to 10, together with their probability of error PE_A and PE_B when the classification threshold is equal to $r_t = 2.5\text{dB}$.

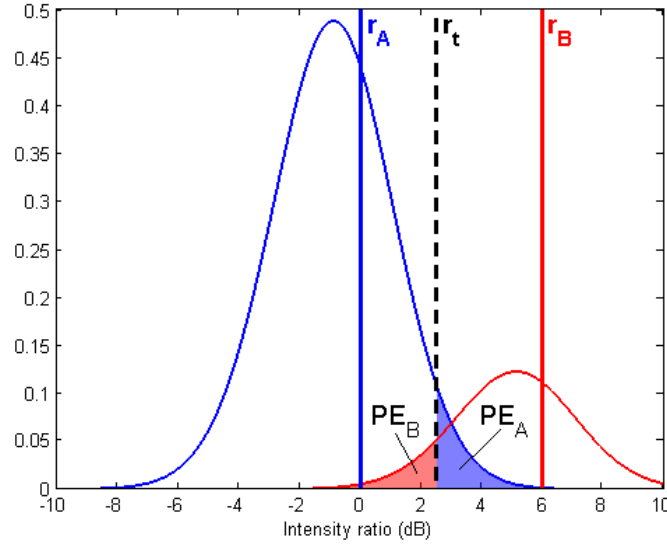


Figure 1. Probability density functions of the intensity ratio of class A (blue) and class B (red) with class parameters $r_A=0\text{dB}$ and $r_B=6\text{dB}$ for $L=10$. Class parameters are represented by vertical full lines and the chosen classification threshold r_t by a vertical dashed line. The coloured areas represent the probability of error for each class PE_A and PE_B .

In order to simplify the calculations, the classification threshold r_t is expressed relatively to the optimal threshold for equal *a priori* class probabilities r_0 through the use of a new parameter noted d , so that $r_t = d \cdot r_0$. We also introduce parameter $\Delta r = r_B/r_A$, which represents the distance between the mean intensity ratios of the two classes, and is therefore representative of the class separability. This parameter is more conveniently expressed in decibels: $(\Delta r)_{\text{dB}} = (r_B)_{\text{dB}} - (r_A)_{\text{dB}}$.

In the general case of unknown *a priori* probabilities, we find that the probability of error is (see Appendix I):

$$PE = (1 - p(B)) \cdot h_L(d^2 \cdot \Delta r) + p(B) \cdot h_L\left(\frac{\Delta r}{d^2}\right) \quad (9)$$

where:

$$h_L(\Delta r) = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \sum_{k=0}^{\infty} \binom{L-1}{k} \frac{(-1)^k}{L+k} \frac{1}{(1+\sqrt{\Delta r})^{L+k}} \quad (10)$$

with $\Delta r = \frac{r_B}{r_A}$, and $\binom{L-1}{k} = \frac{\Gamma(L)}{\Gamma(k+1)\Gamma(L-k)}$, representing the binomial coefficient.

It is to be noted that when L is an integer, $\binom{L-1}{k}$ equals 0 for k greater than or equal to L and

$$h_L \text{ is thus easier to compute: } h_L(\Delta r) = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \sum_{k=0}^{L-1} \binom{L-1}{k} \frac{(-1)^k}{L+k} \frac{1}{(1+\sqrt{\Delta r})^{L+k}}.$$

The probability of error of the classification method therefore depends on 4 parameters:

- L , the number of looks of the intensity images,
- Δr , a measurement of the distance between the mean ratios of the two classes,

- $p(B)$, the *a priori* probability of class B,
- d , a measurement of the distance between the retained classification threshold r_t and the threshold r_0 (optimal threshold when the two classes are equiprobable).

1) Equal a priori probabilities

When $p(A)=p(B)$, the retained classification threshold r_t is optimal when equal to r_0 , therefore parameter $d=r_t/r_0$ equals 1, and the expression of the probability of error reduces to:

$$PE = h_L(\Delta r) \quad (11)$$

Figure 2 presents the probability of error PE as a function of Δr , for different values of L , when the classification threshold is r_0 .

The figure can be used to assess the number of looks required to achieve a given accuracy in the classification when r_A and r_B are known.

Figure 2 can also be used to assess the accuracy that can be expected when the system parameters (number of looks) and class characteristics (r_A and r_B) are known. Unsurprisingly, the error decreases when L and Δr increase.

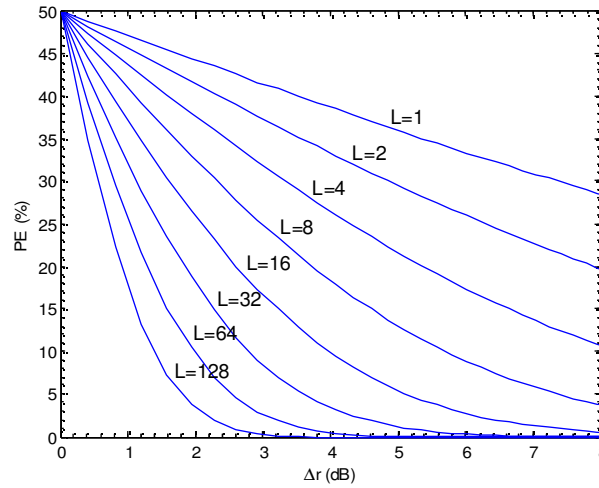


Figure 2. Probability of error (in %) of the ratio method as a function of the change in intensity ratio Δr (in decibels) between the two classes, for a number of looks L varying between 1 and 128.

2) General case

We can derive from (4) that the optimal threshold is found for a specific value of parameter d :

$$d = d_{opt} = r_{opt} / r_0 = \frac{\sqrt{\Delta r} \left(\frac{1 - p(B)}{p(B)} \right)^{\frac{1}{2L}} - 1}{\sqrt{\Delta r} - \left(\frac{1 - p(B)}{p(B)} \right)^{\frac{1}{2L}}} \quad (12)$$

Thus, for the general case, the optimal classification threshold depends on r_0 , L , Δr and $p(B)$. However, when the method is to be used in several different scenes, $p(B)$ is not known in most cases. It is then suggested to use r_0 as a threshold in the classification scheme. The additional classification error compared to the optimal case needs to be assessed, in order to make sure that such a practice is acceptable.

Figure 3 shows the additional error due to the use of r_0 rather than r_{opt} , as a function of the

optimal probability of error PE_{opt} found for r_{opt} , with a fixed number of looks L equal to 8 and $p(B)$ varying from 0.5 to 0.9 (Fig. 3a), and with a fixed $p(B)$ equal to 0.8 and a number of looks L varying from 1 to 128 (Fig. 3b). The variations of PE_{opt} account for different values of Δr . The additional error for $p(B)=p_B$ is equal to that for $p(B)=1-p_B$, as it can be derived by combining (12) and (9). So Fig. 3 can be read for the values of $p(B)$ from 0.1 to 0.4 as well.

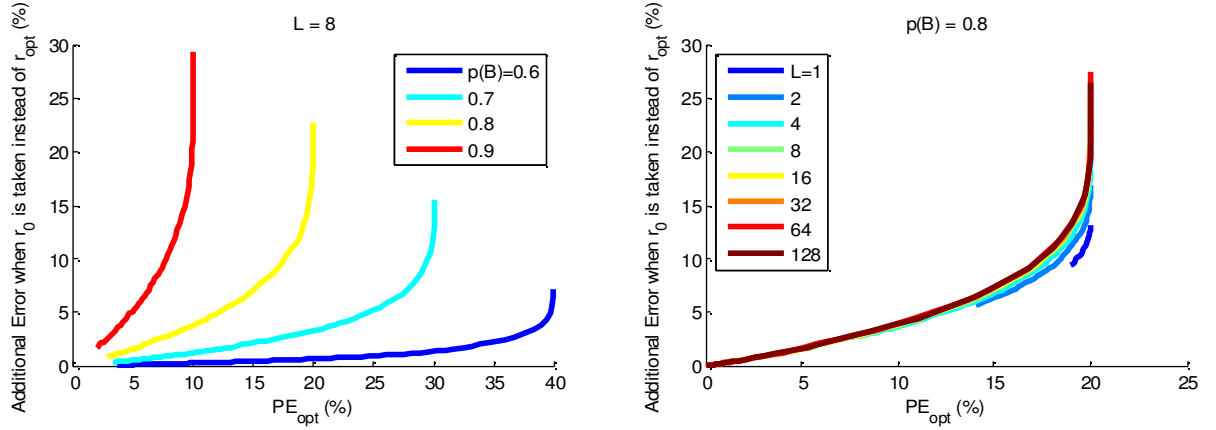


Figure 3. Additional error due to the use of r_0 rather than r_{opt} as a function of the optimal PE for different values of $p(B)$ from 0.5 to 0.9 with $L=8$ (left) and for different values of L from 1 to 128 with $p(B)=0.8$ (right).

Figure 3a indicates that, for a fixed number of looks (here $L=8$), the additional error increases when the two classes proportions differ from equiprobability, for any value of PE_{opt} , i.e. for any value of Δr . However, among cases most likely to be encountered ($0.2 \leq p(B) \leq 0.8$), those leading to an acceptable accuracy (i.e. Δr values corresponding to PE_{opt} lower than 15%) provide only slightly suboptimal results (7% of additional error in the worst case) when r_0 is used instead of the true optimal threshold r_{opt} . Figure 3b shows that this is true whatever the number of looks.

In this case when the classification threshold is taken equal to r_0 instead of r_{opt} , the probability of error is the same as that of the equal *a priori* probabilities case, which is given by (11), and Fig. 2 can be used as well.

Therefore, although it is a practical necessity, the use of r_0 instead of r_{opt} as a classification threshold has a limited negative impact on the classification accuracy in most cases ($0.2 \leq p(B) \leq 0.8$, $PE_{opt} < 15\%$), and in addition leads to an expression of the error that is independent of the *a priori* probabilities of the two classes.

In the rest of this article, it is assumed that the classification threshold is r_0 .

C. Estimation of r_0

In order to implement this classification method based on a SAR intensity ratio, the value of $r_0 = \sqrt{r_A r_B}$ needs to be estimated, which requires to estimate the mean intensity ratios of the two classes, r_A and r_B . The estimation of these two class parameters can be done in different ways. For example, supervised methods using either the maximum likelihood criterion or the histograms of the intensity ratios such as described in [16] would be suitable. An unsupervised method has been presented in [20], and can be used when training data are not available. Alternatively, a prior-knowledge scheme can be adopted, when r_A and r_B are known from previous studies involving intensity images similar to those used in the classification (same sensor, or same image characteristics: frequency, polarizations and incidence angle), or from backscattering models. The impact of system parameters, such as calibration

imperfections, on the probability of error in the prior-knowledge procedure will therefore be higher than in the supervised or unsupervised methods.

D. Extension to multitemporal data

Two kinds of classification features based on an intensity ratio have been defined in II.A., one based on temporal change involving two dates: $r_{TC} = I_{p,d2} / I_{p,d1}$, and the other corresponding to a polarization ratio at a single date: $r_{PR} = I_{p2,d} / I_{p1,d}$. When datasets containing more than two dates are available, multitemporal features should be defined for these two kinds of intensity ratios to improve the classification.

1) Temporal change method

Such classification methods are generally based on the assumption that the SAR intensity of one class remains relatively stable in time ($r \approx 0\text{dB}$ for any pair of date) while that of the other class would change.

If the expected change for this class is an increase in backscattering intensity that spans over a period longer than the satellite repeat cycle (for example a plant growing season), the classification accuracy should be improved by considering a classification feature

$$r_{TC, \text{multi}} = \max_{i, j > i} \left[\frac{I_{p,dj}}{I_{p,di}} \right], \text{ which would maximize } r_B \text{ and leave } r_A \text{ nearly unchanged, class B being}$$

the “changing” class and class A the “stable” one. In that case, the probability of error PE is hard to assess theoretically, but the multitemporal feature tends to increase the Δr parameter, and thus the accuracy.

Reversely, if the expected change is a decrease, then the classification feature should be

$$r_{TC, \text{multi}} = \max_{i, j > i} \left[\frac{I_{p,di}}{I_{p,dj}} \right]. \text{ If the relevant parameter is change in general, increase or decrease, the}$$

feature should be optimal for $r_{TC, \text{multi}} = \max_{i, j > i} \left[\max \left(\frac{I_{p,dj}}{I_{p,di}}, \frac{I_{p,di}}{I_{p,dj}} \right) \right]$. A double-threshold approach

can also be adopted to account for increase and decrease, which would correspond to a three-class problem.

Otherwise, if the expected change occurs at a frequency higher than the repeat pass frequency (such as changes due to the effect of weather), a more relevant parameter would be the mean change between two dates of the temporal series, similarly to the mean annual variation introduced for the mapping of forested areas [21]:

$$r_{TC, \text{multi}} = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \max \left(\frac{I_{p,dj}}{I_{p,di}}, \frac{I_{p,di}}{I_{p,dj}} \right)$$

where N is the number of images in the multitemporal dataset.

2) Polarization ratio method

In the case of a classification method based on a polarization ratio, the polarizations are generally chosen so that one of the classes exhibits large ratio values at least at some periods, while the other class remains relatively constant at lower values.

Therefore, the classification feature $r_{PR, multi} = \max_i \left[\frac{I_{p2, di}}{I_{p1, di}} \right]$ should be used to improve the classification accuracy, by catching the optimal (highest) value of r_B in the time series, and keeping r_A to low values.

E. The n-class problem

As shown in (11), the two-class problem with equal a priori class probabilities and the use of r_0 as a classification threshold leads to an expression of the error PE dependent on two parameters, one being related to the SAR data characteristics (the number of looks L) and the other being related to the class characteristics (the distance between the mean intensity ratio of the two classes Δr): $PE = h_L(\Delta r) = PE(\Delta r, L)$.

A more general expression must be brought up in order to deal with cases when more classes are taken into account in the classification. Let us assume that n classes are considered, with class i characterized by a mean ratio r_i , and $r_1 < r_2 < \dots < r_n$. The distance between two consecutive mean ratios is $\Delta r_i = r_{i+1} - r_i$ (when expressed in dB), with i varying from 1 to n-1. It can be shown that, for equiprobable classes, the overall classification error is (see Appendix II):

$$PE = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^{n-1} PE(\Delta r_i, L) = \frac{2(n-1)}{n} \text{mean}_i [PE(\Delta r_i, L)] \quad (14)$$

For example, if all Δr_i are equal, this implies that the error of the n-class problem is increased by a factor $k_n = 2(n-1)/n$ compared to the 2-class problem ($k_n = 1.33$ for $n=3$, 1.5 for $n=4$, and tends to 2 for high values of n). For that reason, the classification method should be limited to few classes, all the more so as dealing with more classes will make them less likely to have high values of Δr .

F. The case of correlated channels

When the two channels are correlated, with a correlation coefficient ρ , their joint distribution can be modelled by Kibble's bivariate gamma distribution [22], and the pdf of the ratio is [23]:

$$p(r | \langle I_1 \rangle, \langle I_2 \rangle, \rho) = \frac{\Gamma(2L) (1 - |\rho|^2)^L \bar{r}^L (r + \bar{r}) r^{L-1}}{\Gamma(L)^2 ((\bar{r} + r)^2 - 4|\rho|^2 \bar{r} r)^{L+\frac{1}{2}}} \quad (15)$$

Figure 4 illustrates the pdf of two classes with $r_A = 0\text{dB}$ and $r_B = 6\text{dB}$ for a number of looks equal to 10 and for correlation coefficients ρ ranging from 0 to 0.9 (Fig 4a), with a close-up on the region where the curves meet and where PE is visualized (Fig 4b).

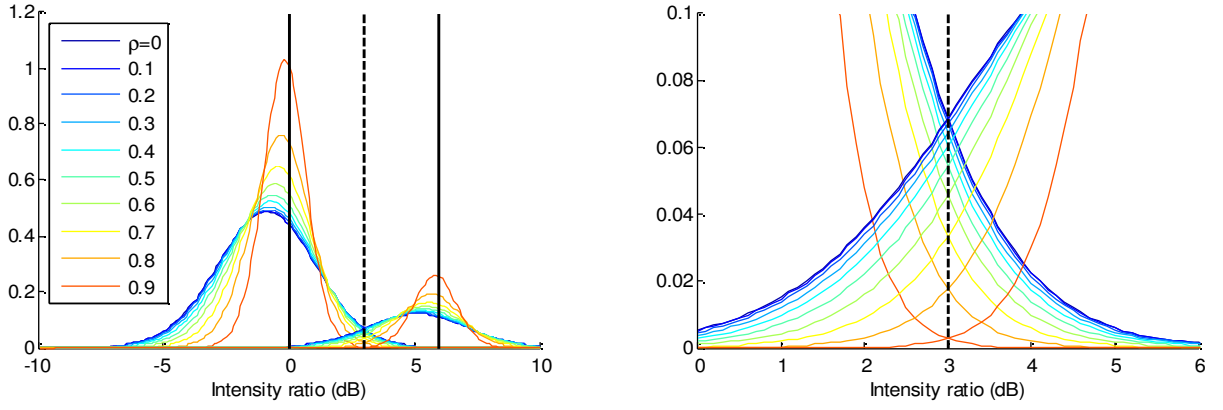


Figure 4. Probability density functions of class A and class B with class parameters $r_A=0\text{dB}$ and $r_B=6\text{dB}$ for $L=10$ and for correlation coefficients ρ between channels ranging from 0 to 0.9 (left). Class parameters are represented by vertical full lines and the classification threshold r_0 by a vertical dashed line. A close-up on the area where the curves meet is shown (right).

The optimal threshold is hard to express analytically using (6), but Fig. 4b shows that the crossing of the pdf of the two classes occurs at $r = r_0$ for any value of ρ , leading to the same optimal threshold under equal *a priori* class probabilities as for the case of uncorrelated channels.

Likewise, the probability of error is too complicated to be expressed in a satisfyingly explicit form, but it can be found from Fig. 4b that the area corresponding to PE decreases when ρ increases. The probability of error of classification methods based on a ratio of two correlated intensity channels is therefore lower than that corresponding to the case when the channels are uncorrelated, which is read on Fig.2.

III. IMPACT OF SAR CALIBRATION PARAMETERS

When applying classification algorithms to SAR images, one must bear in mind the various imperfections that may affect the image quality of SAR products and take them into account while evaluating the performance of such algorithms. We address here specifically the sensitivity of the classification methods to radiometric and polarimetric calibration imperfections. Calibration is characterized by a number of parameters, including radiometric accuracy and radiometric stability for the radiometric calibration, and cross-talk and channel gain imbalance for the polarimetric calibration.

Let S represent the scattering matrix that characterizes the backscattering properties of the target.

$$S = \begin{pmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{pmatrix} \quad (16)$$

When taking into account the effects of the transmitting and receiving systems, the observed scattering matrix Y that can be acquired by the radar system is [24]:

$$\begin{pmatrix} Y_{hh} & Y_{hv} \\ Y_{vh} & Y_{vv} \end{pmatrix} = A e^{j\Phi} \begin{pmatrix} 1 & \delta_2 \\ \delta_1 & g \end{pmatrix} \begin{pmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \delta_1 \\ \delta_2 & g \end{pmatrix} \quad (17)$$

where A represents the overall absolute amplitude factor, Φ represents an overall absolute phase, δ_1 (respectively δ_2) represents the cross-talk when vertically-polarized (respectively horizontally-polarized) electric fields are transmitted or received, and g represents the one-

way co-polarized channel gain imbalance in amplitude. The absolute phase Φ is lost during SAR processing and is not taken into account here. In the case of an ideal system or a perfect calibration, $A=1$, $\delta_1=\delta_2=0$ and $g=1$.

The elements in the matrices are complex numbers. The σ^0 backscattering coefficients are derived from the measured elements of the scattering matrix, and are proportional to the ensemble average of the square of the modulus of these elements:

$$\sigma_{ij}^0 = K \langle |S_{ij}|^2 \rangle \quad (18)$$

where K is an overall radiometric calibration constant, which is related to A .

The impacts of cross-talk, channel gain imbalance and radiometric calibration on the performance of the classification methods will be investigated separately.

A. Radiometric accuracy and radiometric stability

Internal calibration is performed in real-time in the system to assess A and therefore the overall calibration constant K , and external calibration campaigns are carried out regularly to provide finer estimates using reference targets.

Radiometric accuracy refers to the accuracy with which the A constant can be determined after a calibration campaign. It accounts for a systematic offset in measured backscatter compared to real backscatter. Typical values are below 1dB. It can however be deduced from (18) that radiometric accuracy has no impact on intensity ratios, as any systematic backscatter offset will be cancelled out by the ratio.

Radiometric stability is an indicator of the backscatter variability between repeat passes due to intrinsic variations of A in the system. A radiometric stability equal to s implies that A can vary between A/s and $A \cdot s$ between two consecutive data acquisitions. The backscattering coefficients can therefore be multiplied a factor between $1/|s|^2$ and $|s|^2$. Typical values of $|s|^2$ range between 0.5 and 1dB.

The polarization ratio method is not concerned by radiometric stability as it involves only ratios of same-date channels. For the temporal change method using $r_{TC} = I_{p,d2} / I_{p,d1}$, a backscatter offset due to radiometric stability between $d1$ and $d2$ equal to $|s|^2$ implies that the measured ratios are equal to $|s|^2$ times the true ratios.

If r_0 is assessed with a supervised method, the radiometric stability has no impact on the classification error when only one couple of images is used, as the value of the retrieved threshold is affected by the same bias as the data and the distance between classes is preserved. The multitemporal case (more than 2 dates), using one of the classification features presented in II.D.1, can be impacted by radiometric stability, as Δr can be modified. The change cannot be modelled in the general case, but its impact on the error is lower than that of a change from Δr to $\Delta r/|s|^2$.

On the contrary, if r_0 is assessed from other sources than the data (i.e. based on prior knowledge), the performance of the classification is the same as it would be with no offset (perfect radiometric stability) and a threshold r_t equal to $r_0/|s|^2$. Therefore, PE can be assessed from (9) with $d=r_t/r_0=1/|s|^2$, ie $d_{dB}=-2|s|_{dB}$. In the case of range-dependant radiometric errors, i.e. when the value of s varies along the range, PE can be calculated locally with the corresponding value of d .

The present analysis concerns the temporal change method with a single pair of dates, and with an estimation of r_0 based on prior knowledge. When $p(B)=0.5$, the probability of error with $d=T$ is the same as with $d=1/T$, so the effect of a radiometric instability equal to s can be estimated by considering the values of $|d_{dB}|$. Figure 5 shows the additional error due to d for several values of Δr and L chosen so that they provide an error PE equal to 10% when $d=0dB$

and $p(B)=0.5$ (Fig. 5a), and the additional error due to d for several values of L , with $\Delta r=4\text{dB}$ and $p(B)=0.5$ (Fig. 5b).

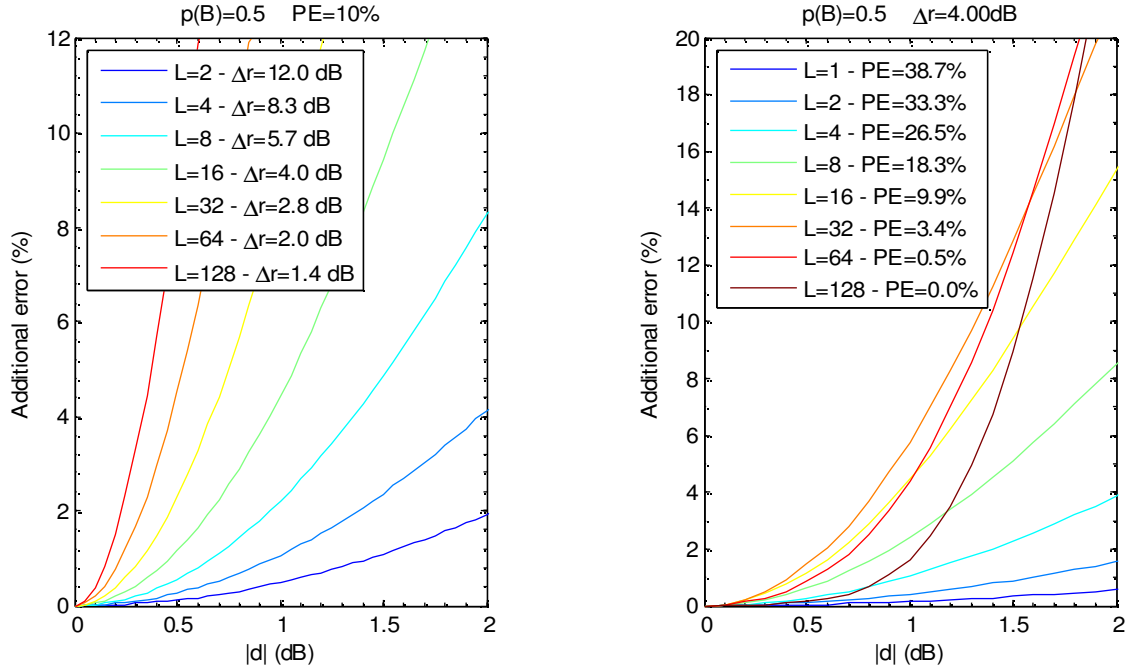


Figure 5. Additional error due to d for several values of Δr and L when $PE=10\%$, $d=0\text{dB}$ and $p(B)=0.5$ (left), and probability of error as a function of d for several values of L , with $\Delta r=10$ and $p(B)=0.5$ (right).

Among configurations leading to $PE=10\%$, two groups can be considered. For small numbers of looks ($L \leq 16$), corresponding to high class separability ($\Delta r \geq 4\text{dB}$), it can be read from Fig. 5a that the additional error is lower than 1.2% when $|d_{\text{dB}}| < 0.5\text{dB}$ (5% when $|d_{\text{dB}}| < 1\text{dB}$). Reversely, for high numbers of looks (i.e. low class separability), the sensitivity of the additional error to d is very important, and PE can become unacceptably high. Therefore, it is recommended to consider such classification methods based on an intensity ratio only when the class separability is high (for instance $\Delta r \geq 4\text{dB}$), even though the theoretical error may be acceptable at higher numbers of looks for the other cases. When $\Delta r=4\text{dB}$, Fig 5b indicates that the additional error remains below 2% when $|d_{\text{dB}}| < 0.5\text{dB}$ (6% when $|d_{\text{dB}}| < 1\text{dB}$), and decreases when L increases for very high values ($L > 2$).

In both cases (low and high number of looks), if $\Delta r \geq 4\text{dB}$, the radiometric stability should not be a decisive parameter when its value is not too high and the class separability is high enough. However, it could contribute to a non-negligible additional error (around 6%) under some unfavourable conditions ($|d_{\text{dB}}|=1\text{dB}$, $L \approx 30$). Nevertheless, when one tries to discriminate two close classes ($\Delta r < 4\text{dB}$) through the use of a high number of looks, the degradation of performance can be noticeable. This can affect e.g. accurate classification with high resolution SARs for which the requirement on radiometric stability may have to be more stringent.

B. Channel gain imbalance

Channel gain imbalance is a measure of the accuracy of the intensity in one channel (polarization) relatively to another. It expresses radiometric errors between polarization channels. The effect of channel gain imbalance on the scattering matrix is derived from (17) when $\delta_1=\delta_2=0$:

$$\begin{pmatrix} Y_{hh} & Y_{hv} \\ Y_{vh} & Y_{vv} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_{hh} & g \cdot S_{hv} \\ g \cdot S_{vh} & g^2 \cdot S_{vv} \end{pmatrix} \quad (19)$$

Obviously, the temporal change method is not affected by channel gain imbalance as it involves only one polarization.

It can be derived from (18) and (19) that a polarization ratio between the two co-polarized channels (HH and VV) is affected by an offset equal to $|g|^4$ or $1/|g|^4$, and equal to $|g|^2$ or $1/|g|^2$ for the polarization ratio of one co-polarized channel and one cross-polarized channel (HV or VH). The typical value of $|g|^4$ is below 0.5 dB for most systems.

When using the single-date classification feature $r_{PR} = I_{p2,d} / I_{p1,d}$ with an estimation of r_0 based on prior knowledge, PE can be assessed from (9) with $d = \pm 4|g|_{dB}$ for the ratio of co-polarizations, or $d = \pm 2|g|_{dB}$ if one cross-polarization is involved. In this case, it can be deduced from Figure 5 that the channel gain imbalance should not be a decisive parameter provided its value remains within the usual range ($|d_{dB}| < 0.5\text{dB}$ or $|d_{dB}| < 0.25\text{dB}$). However, similarly to the temporal change, the case of close classes discriminated through the use of a high number of looks is very sensitive to channel gain imbalance, and leads to more stringent requirements, especially when considering the ratio of two co-polarizations.

If r_0 is assessed with a supervised method, the channel gain imbalance has no impact on the classification error in the single-date case as the value of the retrieved threshold is affected by the same gain imbalance as the data and the distance between classes is preserved. In the multirate case with the feature described in II.D.2, Δr could be in theory slightly modified by channel gain imbalance, provided the latter is not stable in time, and depending on the temporal behaviour of the polarization ratio of the two classes; however, given the low probability of occurrence of such unfavourable conditions and the low impact they would have on the error, the overall effect is negligible.

C. Cross-talk

Cross-talk is representative of the channel isolation. It is a measure of the intensity in the polarization which is orthogonal to the one which is intended to be transmitted or received.

We simplify the model presented in (17) by considering that cross-talk has the same value in both vertical and horizontal channels: $\delta_1 = \delta_2 = \delta$. Values of $|\delta|_{dB}$ below -30dB (i.e. $|\delta| = 0.032 = 10^{-30/20}$) are now readily achieved with satellite SARs. When $g=1$, the measured scattering matrix is:

$$\begin{pmatrix} Y_{hh} & Y_{hv} \\ Y_{vh} & Y_{vv} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_{hh} + 2\delta S_{hv} + \delta^2 S_{vv} & (1 + \delta^2) S_{hv} + \delta(S_{hh} + S_{vv}) \\ (1 + \delta^2) S_{hv} + \delta(S_{hh} + S_{vv}) & S_{vv} + 2\delta S_{hv} + \delta^2 S_{hh} \end{pmatrix} \quad (20)$$

It is assumed that $S_{hv} = S_{vh}$.

In theory, one needs to know the values of the three polarizations in order to assess the impact of cross-talk on classification methods based on TC and PR. It is therefore difficult to address this issue precisely in the general case. We can however investigate the magnitude of the perturbation caused by cross-talk in each channel, by considering a) that the HH and VV backscatter are usually of the same order of magnitude on natural targets and would not differ by more than 8dB, so $|S_{HH}| = a|S_{VV}|$ with $1/2.5 < a < 2.5$, and b) that HV is often one order of magnitude lower than the co-polarized channels (e.g. between 3 and 12dB lower), so $|S_{HH}| = b|S_{HV}|$ and $|S_{VV}| = c|S_{HV}|$ with $1.4 < b < 4$ and $1.4 < c < 4$.

The percent perturbation in amplitude caused by cross-talk in co-polarized channels is:

$$\Delta A_{co-pol} = \frac{|2\delta S_{hv} + \delta^2 S_{vv}|}{|S_{hh}|} \leq \frac{2|\delta||S_{hv}| + |\delta|^2|S_{vv}|}{|S_{hh}|} = 2\frac{|\delta|}{b} + \frac{|\delta|^2}{a} \leq 1.43|\delta| + 2.5|\delta|^2$$

When $|\delta|$ equals -30dB, ΔA_{co-pol} is lower than 4.8%, which would lead to a maximum backscatter perturbation of 0.4dB. A co-polarized intensity ratio could be offset by a maximum value of 0.8dB in the worst case. The corresponding additional error can be read on Figure 7 with $|\delta|=0.8$ dB, and is lower than 4% when $\Delta r > 4\%$. The effect of cross-talk is therefore relatively negligible in co-polarized channels.

In cross-polarized channels, the percent perturbation in amplitude is:

$$\Delta A_{cross-pol} = \frac{|\delta S_{hh} + \delta S_{vv} + \delta^2 S_{hv}|}{|S_{hv}|} \leq \frac{|\delta||S_{hh}| + |\delta||S_{vv}| + |\delta|^2|S_{hv}|}{|S_{hv}|} = |\delta|(b+c) + |\delta|^2 \leq 8|\delta| + |\delta|^2$$

When $|\delta|$ equals -30dB, $\Delta A_{cross-pol}$ can reach 26%, which could lead to a backscatter perturbation as high as 2dB. The intensity ratio of one co-polarized channel and one cross-polarized channel can therefore be around 2.4dB in unfavourable cases, and up to 4dB for a temporal ratio of cross-polarized intensities. The use of cross-polarizations in intensity ratios should therefore be subject to very severe requirements on cross-talk. For example, a cross-talk value lower than -40dB would guarantee that the backscatter perturbation is lower than 0.6dB for cross-polarizations.

In conclusion, in classification methods based on an intensity ratio, cross-talk does not seem to be an issue as long as only co-polarizations are dealt with. However, how expected, it may be very critical when cross-polarizations are involved.

IV. IMPACT OF OTHER SYSTEM PARAMETERS

Apart from calibration parameters, other mission and system parameters (satellite repeat cycle, spatial resolution, ambiguity ratio) can affect the classification accuracy, but their effect cannot be assessed in the general case. They have to be considered together with application-specific and scene-specific parameters, for example the temporal backscattering profile of the two classes when dealing with multitemporal ratios, the presence of targets with high backscatter that would maximize error due to ambiguity, or the typical size of patches.

A. Impact of ambiguity

Ambiguity is a form of ghosting that happens when bright targets are illuminated by the side lobes of the SAR antenna and contaminate the backscattering return attributed to neighbouring areas illuminated by the main lobe. Range ambiguity occurs from ambiguous zones whose slant range differs from that of the desired zone by non-zero multiples of the pulse repetition distance, and whose Doppler frequencies differ by multiples of the pulse repetition frequency (PRF) [25]. Azimuth ambiguity is caused by zones whose slant ranges are the same as the desired zone, but whose Doppler frequencies differ by multiples of the PRF [25]. The distributed target ambiguity ratio is the ratio of the unwanted ambiguous intensity to the wanted target intensity, taking into account both range and azimuth ambiguity. Typical values range from -17 dB to -40 dB.

The impact of ambiguity may be expressed in the following terms. With an ambiguity ratio noted a , the measured complex amplitude S_a relates to the complex amplitude of the observed scene S_0 and to the complex amplitude of the scene at the source of the ambiguity S_s by the following relationship:

$$S_a = S_0 + \sqrt{a}S_s \quad (21)$$

The relationship equivalent to (21) for the backscatter intensity is retrieved using (18):

$$I_a = K \left\langle S_0^2 + aS_s^2 + 2\sqrt{a}S_0S_s \right\rangle \leq I_0 + aI_s + 2\sqrt{aI_0I_s} \quad (22)$$

Ambiguities increase the measured backscatter, and the effect is more important when the backscatter of the ambiguous area is high compared to the backscatter of the observed area. Therefore, the change in backscatter is the most critical when the source of the ambiguity is the brightest elements in the scene, e.g. built up areas.

To quantify the impact of ambiguity on the classification performance, one has to assess the changes in the class parameters r_A and r_B that are caused by the ambiguity. For that purpose, the original backscatter values I_1 and I_2 composing the intensity ratio $r=I_2/I_1$ need to be known for the two classes. For simplicity, we suppose here that $r_A=0\text{dB}$, so $I_{1,A}=I_{2,A}$. This is quite realistic for the TC method (class A being usually assumed stable in time), and for the PR method in the case of a ratio of co-polarized intensities (co-polarizations being of the same order of magnitude in many natural targets).

Under this assumption, the backscatter increase due to ambiguity is the same in $I_{1,A}$ and $I_{2,A}$ and r_A remains equal to 0dB . The backscatter values of class B are $I_{1,B}$ and $I_{2,B}=(I_{1,B}+\Delta r)\text{dB}$.

The effect of ambiguity on $I_{1,B}$ and $I_{2,B}$ is calculated from (22). We simulate here the worst case, when the ambiguous source is an urban area and when the ambiguous backscatter equals the right-hand side of the inequality in (22). The default backscattering value taken for urban areas is $I_s = 0\text{dB}$ at any date and polarization. The modified values of $I_{1,B}$ and $I_{2,B}$ lead to a modified intensity ratio r_B and to a new value of the Δr parameter, noted Δr_a .

Figure 6 shows the value of the class separability with ambiguity (Δr_a) as a function of the ambiguity ratio (a), for several values of $I_{1,B}$ and for an initial class separability $\Delta r=8\text{dB}$. As expected, the effect of ambiguities is higher when class B has low backscatter values. When $I_{1,B}=-16\text{dB}$, Δr_a can decrease below 5dB in extreme cases ($a=-17\text{dB}$).

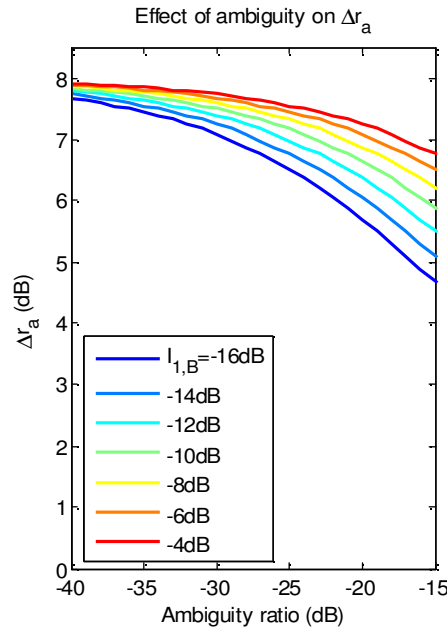


Figure 6. Effect of Ambiguity level a on Δr_a with several values of $I_{1,B}$.

The reduction in Δr_a leads to an increase of the classification error. Figures 7 shows the effect of ambiguity ratio on the additional classification error due to ambiguity for the case when $I_{1,B}=-10\text{dB}$, $\Delta r=8\text{dB}$ and $p(B)=0.5$, for several numbers of looks L . For the worst case of an ambiguity ratio equal to -17dB , the additional error is higher than 4% for a low number of looks ($L<16$) and can rise up to 6% , but is negligible when L is above 30 .

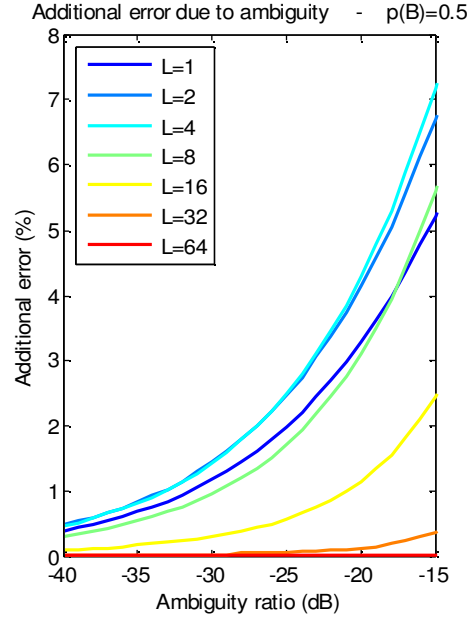


Figure 7. Effect of A on the additional error due to ambiguity

The error also varies with Δr and $I_{1,B}$. Figure 8 shows the additional error when $a=-17$ dB, for four values of $I_{1,B}$ from -20dB to -5dB, as a function of Δr and L . For sufficiently high values of both Δr and L , the additional error is negligible (below 2%). When the class separability is poor ($\Delta r < 4$ dB), the additional error is high and, somehow paradoxically, increases with the number of looks. When the number of looks is low (below 15), the classification performance is highly sensitive to ambiguity, even for high class separability.

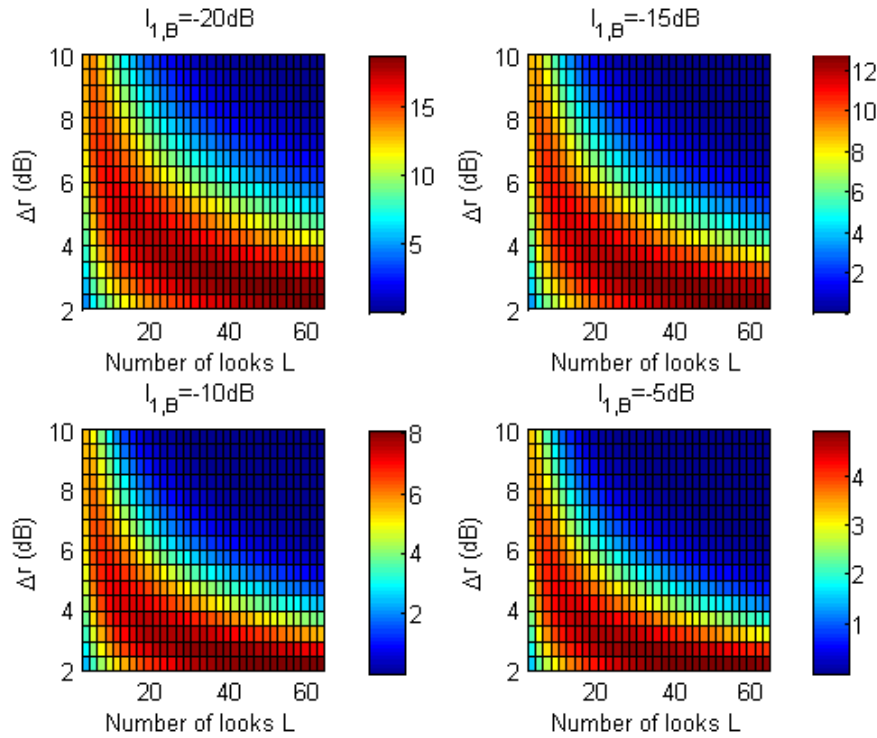


Figure 8. Additional classification error due to ambiguity as a function of Δr and L , for four values of $I_{1,B}$.

In summary, ambiguities can have a critical impact on the performance of the classification methods when the ambiguity ratio is high ($a=-17\text{dB}$), if the class separability is low and/or if the number of looks is low. For a given SAR system, the methods should therefore be applied only when the classes are highly separable. Further simulations show that when the ambiguity is better than -30dB , the additional error is however limited to 6% in the very worst case, including poorly separable classes.

B. Impact of the temporal sampling

In both methods, it is generally implicitly supposed that the class separability, measured by Δr , is due mostly to the outstanding behaviour of the intensity ratio (TC or PR) of one class of interest, which reaches peculiar values in time, while the intensity ratio of the other class remains relatively constant around its typical value. We suppose here that the class of interest is class B, and that its intensity ratio is remarkable because of its high values ($r_B > r_A$).

In some applications, the outstanding radiometric behaviour of class B is caused by a point event, and lasts forever after the event. In that case, the timing of the data acquisitions is not very important, provided one date is available after the event for the PR method, and one date before and one after for the TC method. Events such as deforestation or urbanization would be illustrative of this category.

In other situations, the outstanding behaviour of class B is caused by a phenomenon, which lasts for a finite period during which the intensity ratio of class B expresses its particularity, and then stops. Applications such as crop monitoring or flood monitoring, are concerned by this approach. The Δr parameter then represents the theoretical optimal class separability obtained when data are acquired at the optimal dates. In the multitemporal case introduced in II.D., the value of the observed class separability will depend on the timing of the available acquisitions, and on the temporal backscattering profiles of the two classes during the period when the phenomenon occurs. The temporal sampling of the acquisitions is an important parameter in this case, as a high observation frequency will increase the probability to have optimal dates in the available dataset.

In this sub-section, temporal backscattering profiles are modelled to simulate the typical behaviour of the two classes likely to be involved in classification schemes based on the temporal change or the polarization ratio. These modelled profiles are then used to assess the effect of the observation frequency on the classification performance.

1) Theoretical data model

We model here the backscattering profiles of the two classes during the period when the phenomenon occurs, which is assumed to last for c days.

a) Temporal change method

We illustrate the case corresponding for class B to a temporal backscattering increase, i.e. a positive intensity ratio. Therefore the multitemporal classification feature is

$$r_{TC, multi} = \max_{i, j > i} \left[\frac{I_{p, dj}}{I_{p, di}} \right], \text{ where } p \text{ is the polarization and } (d_i)_{i=1:N} \text{ represent the dates in the}$$

available time-series, as suggested in II.D.1.

As suggested in IV.A, the backscatter intensity for class A is supposed to be constant during the c days of the considered phenomenon. Therefore $r_{A,TC}=0\text{dB}$, and $\Delta r_{TC}=r_{B,TC}$. The backscatter of class B is modelled by a function that increases from -10dB to $-10+\Delta r_{TC}\text{dB}$ during c days. For a day D during this period, between day 0 and day c , the backscatter intensity of class B, at the polarization p , is given by:

$$I_{p,D} = -10 + \Delta r_{TC} \cdot \left(1 + \exp\left(-\frac{10D}{c}\right) - 2\exp\left(-\frac{5D}{c}\right) \right) \quad (23)$$

(all the values are expressed in dB).

b) Polarization ratio method

The multitemporal classification feature for the polarization ratio method is

$$r_{PR,multi} = \max_i \left[\frac{I_{p2,di}}{I_{p1,di}} \right], \text{ where } p1 \text{ and } p2 \text{ are the two polarizations and } (di)_{i=1:N} \text{ represent the}$$

dates in the available time-series. We suppose that the polarization ratio of class A remains stable in time at a constant value $r_{A,PR}$. Again, this value is taken equal to 0dB , leading to $\Delta r_{PR}=r_{B,PR}$. The polarization ratio of class B is modelled by a function that increases from 0dB to $\Delta r_{PR}\text{dB}$ during the first half of the period during which the phenomenon lasts (day 0 to $c/2$), and then decreases back to 0dB during the second half of the period (day $c/2$ to c).

The polarization ratio of class B is given by:

$$\frac{I_{p2,D}}{I_{p1,D}} = \Delta r_{PR} \left[1 + \exp\left(-\frac{20D}{c}\right) - \exp\left(-\frac{20(c-D)}{c}\right) - 2\left(\exp\left(-\frac{10D}{c}\right) - \exp\left(-\frac{10(c-D)}{c}\right)\right) \right] \quad (24)$$

When $r_{A,PR}$ is not equal to 0dB , Δr_{PR} should be replaced by $\Delta r_{PR}+r_{A,PR}$ in (24).

Figure 9 illustrates the temporal behavior of the backscattering coefficient and of the polarization ratio of class B corresponding to the TC and PR methods respectively, when $\Delta r=8\text{dB}$ and when the phenomenon causing the distinctive behaviour of class B lasts for 80 and 120 days.

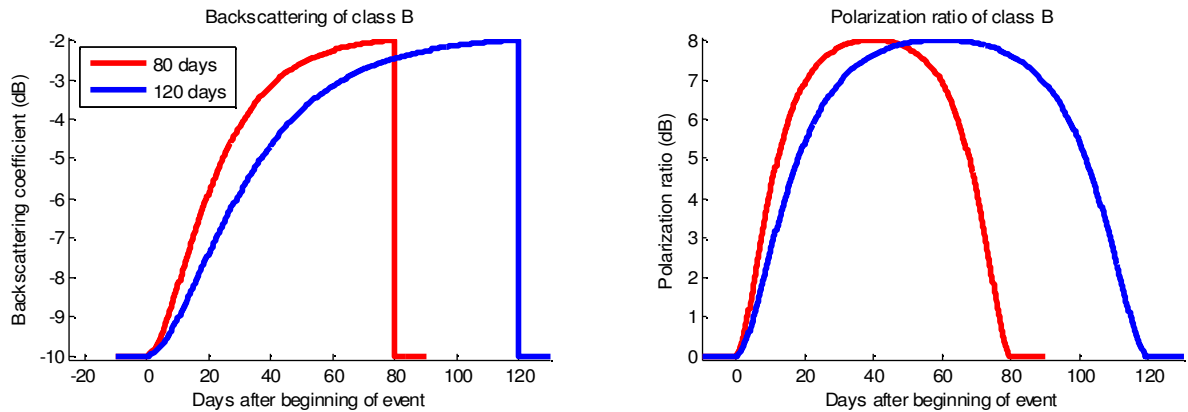


Figure 9. Temporal evolution of the backscattering coefficient (left) and the polarization ratio (right) of class B when $\Delta r=8\text{dB}$.

For the TC method, the backscatter of class B is illustrated in Fig. 9 with a value of -10dB for the dates outside of the event ($D<0$ and $D>c$). The drastic backscatter change (here, a decrease) at the end of the event is representative for example of harvest in crop monitoring applications. However, it has no consequence in this study as it is supposed that the SAR data are acquired only during the phenomenon ($0\leq D\leq c$).

2) Model results

The parameters Δr_{TC} and Δr_{PR} used in (23) and (24) represent the optimal class separability in the TC and PR methods, which is obtained when the data are acquired at the optimal dates, i.e. one date on the first day and one on the last day of the period for the TC method, and one date at mid-period for the PR method. In practice, the data can be acquired only at a limited number of dates when the area of interest is visible by the SAR instrument, which depends on the satellite orbit. The observed class separability is therefore lower than its theoretical value. It is considered here that the observation frequency is equal to the time-lapse between satellite repeat-pass orbits, which corresponds to the maximum acquisition frequency achievable under a fixed incidence angle. More frequent observations of a single area can be made by using multi-incidence datasets or different subsets of overlapping images from adjacent satellite tracks, but in both cases the local incidence angle will change from one image to the other, which can be a severe limitation as the backscattering profiles vary with the incidence. Moreover, when classifying a large area at a regional to continental scale, multi-incidence datasets cannot be made available because of acquisition conflicts between subsets of the area that could be illuminated simultaneously by the instrument at different incidence angles.

The temporal sampling of the acquisitions has a direct impact on the observed class separability. Indeed, the more often the acquisitions take place, the more likely it is to catch a high value of the intensity ratio for class B, and therefore to maximize its classification feature r_B and consequently the class separability Δr .

Based on the temporal profiles of the backscattering and of the polarization ratio given in equations (23) and (24), we can compute the value of the Δr parameter for a dataset of several images acquired every f days during the c days corresponding to the full duration of the phenomenon. The value of Δr depends on the time of the first acquisition, between day 1 and day f after the beginning of the phenomenon. Therefore, the value of Δr is calculated for all f cases that can be encountered accordingly to the date of the first acquisition. To provide an estimation of Δr , we derive the $\Delta r_{90\%}$ parameter corresponding to the value above which Δr is found in 90% of the possible cases. $\Delta r_{90\%}$ is used as a proxy for Δr .

Figure 10 gives the values of $\Delta r_{90\%}$ for different values of c and f , for the TC (left) and PR (right) methods, when $\Delta r = 8\text{dB}$.

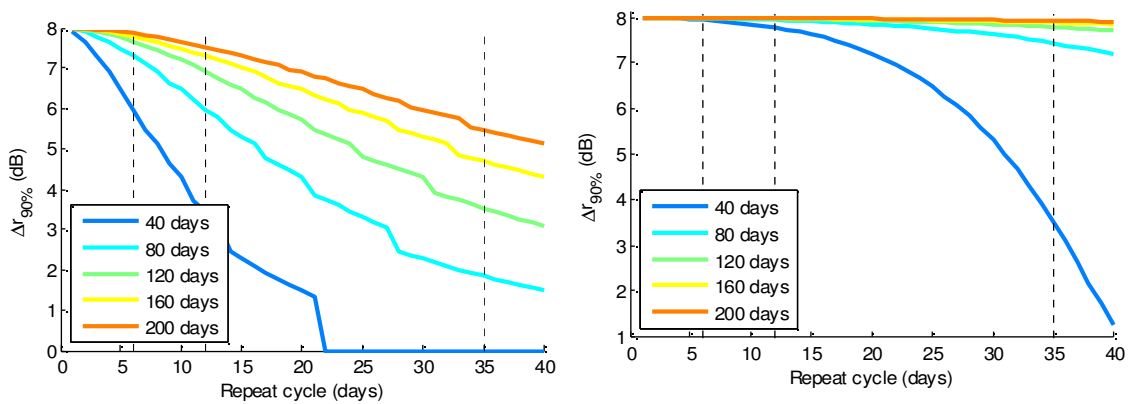


Figure 10. $\Delta r_{90\%}$ parameter as a function of c for different values of f for the temporal change method (left) and for the polarization ratio method (right) with $\Delta r = 8\text{dB}$.

Particular values of f are highlighted in Figs 10, corresponding to ASAR onboard ENVISAT ($f=35$ days), Sentinel-1 with 1 satellite only ($f=12$ days) and Sentinel-1 in a constellation of 2 satellites ($f=6$ days).

Figure 11 gives the values of $\Delta r_{90\%}$ for a wide range of values of c and f , for both methods, when $\Delta r=8\text{dB}$.

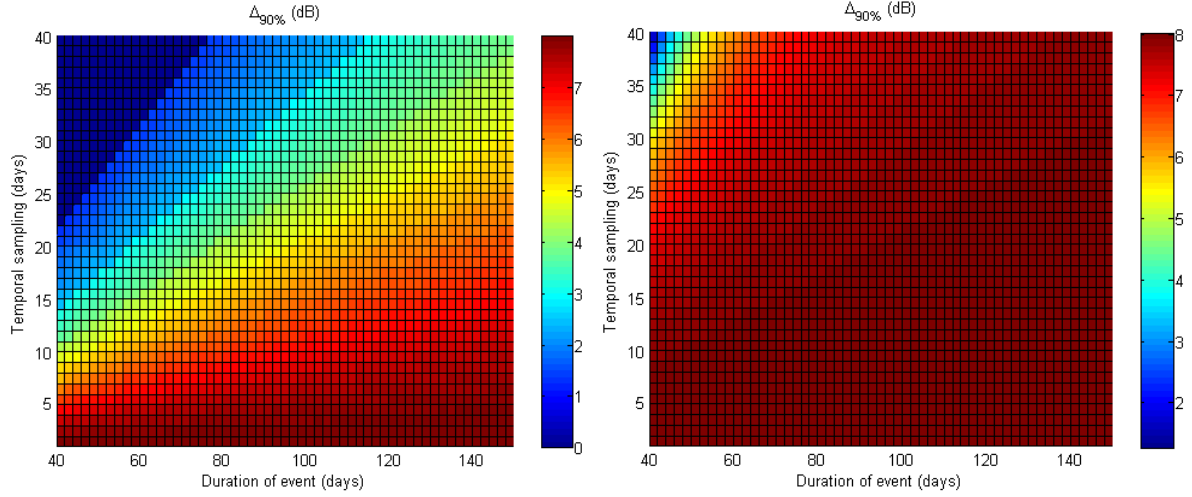


Figure 11. $\Delta r_{90\%}$ parameter as a function of c and f for the temporal change (left) and the polarization ratio (right) methods.

The impact of the temporal sampling is small in the polarization ratio method. $\Delta r_{90\%}$ remains above 7dB for most configurations, except when the duration of the phenomenon is close to the temporal sampling ($c < 60$ days and $f > 30$ days). The classification accuracy corresponding to $\Delta r=7\text{dB}$ and $\Delta r=8\text{dB}$ is 96.0 % and 97.7% respectively when the number of looks is $L=10$. On the contrary, f is a critical parameter for the temporal change method, especially for short-duration phenomena. When the temporal sampling is not high enough compared to the duration of the phenomenon, the classes are not separable at all ($\Delta r_{90\%}=0\text{dB}$). For a phenomenon lasting for 100 days, $\Delta r_{90\%}$ increases from 2.4dB to 6.6dB and 7.5dB when the temporal sampling increases from every 35 days to every 12 and 6 days, which corresponds to a classification of 72.9%, 95.1% and 97.0% respectively when $L=10$.

C. Relationship between the mean size of significant elements, the spatial resolution, and the equivalent number of looks

Space agencies usually deliver multilooked intensity products to users, with an initial number of looks equal to complementarily to L_i . If L_i is too low for the considered applications, users can perform a spatial multilooking to raise the number of looks from L_i to L_e , the equivalent number of looks. This consists in associating a unique pixel to any batch of $N \times N$ L_i -look pixels, the intensity of this pixel being the mean intensity of the pixels in the batch. Of course, the image definition is degraded by a factor N . In SAR images, the number of independent samples in a population of X samples is found between $X/4$ and $X/2$ [26], therefore the resulting equivalent number of looks L_e is such that:

$$N^2 L_i / 4 < L_e < N^2 L_i / 2 \quad (25)$$

The spatial multilooking level should be related to the mean dimension F of the significant elements in the observed scene (for example, fields, forest stands, ice floes) and to the initial pixel spacing R at L_i -look so that the multilooking step do not involve summing over too

heterogeneous areas. For example, it can be decided that $R \times N < F/2$ (the same inequality applies for most speckle filters based on $N \times N$ neighbouring windows) which leads to limitations in the final number of looks:

$$L_e < F^2 L_i / 8R^2 \quad (26)$$

or to requirements on the spatial resolution:

$$R < F / \sqrt{8L_e / L_i} . \quad (27)$$

Hence for a given L_i -look spatial resolution R and a given typical size F of the observed elements, one can derive the maximum equivalent number of looks to be used in Fig. 3 by applying (26).

D. Summary of the results

The following key parameters for this analysis have been identified:

Satellite system parameters:

- Satellite repeat cycle $\mathbf{f}$ (days)
- Pixel spacing of a L_i -look product $\mathbf{R}$ (m)
- Distributed target ambiguity ratio $\mathbf{a}$ (dB)
- Channel gain imbalance $\mathbf{g}$ (dB) – for PR method only
- Radiometric stability $\mathbf{s}$ (dB) – for TC method only

Processing parameters (multi-looking):

- Initial number of looks of the product $\mathbf{L}_i$
- Equivalent number of looks after spatial multi-looking $\mathbf{L}_e$

Scene description parameters:

- Mean size of observed elements $\mathbf{F}$ (m)
- Duration of monitored phenomenon $\mathbf{c}$ (days)
- Proportion of class B in land use $\mathbf{p(B)}$ (%)

Figure 12 illustrates the relations between these parameters and the intermediary parameters introduced in Section II (namely L , Δr , $p(B)$, and d), as it has been discussed in the two last sections.

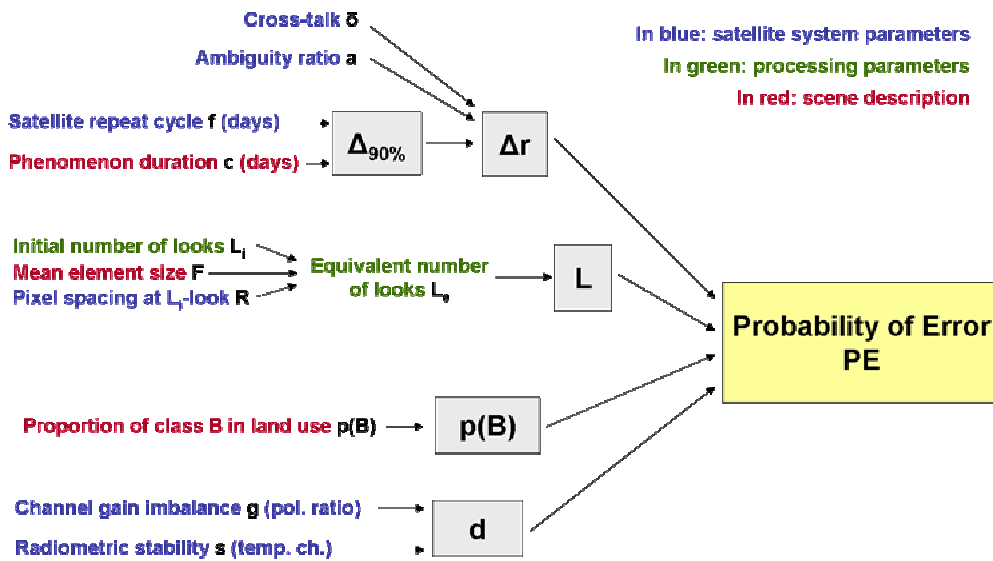


Figure 12. Effects of satellite system parameters (blue), image processing parameters (green) and scene parameters (in red) on the overall probability of error in mapping performance. The intermediary parameters are in grey boxes.

Table 1 summarizes the effects of these parameters on the probability of error of the classifications.

Table 1. Impacts of satellite system parameters (top), image processing parameters (middle) and scene parameters (bottom) on the overall performance of the mapping algorithms based on intensity ratio methods (temporal change method and polarization ratio method).

Input parameters	Intermediary parameter	Impact
Satellite repeat cycle f (days)	Δr	TC: a low f (6 or 12 days) increases significantly the mapping accuracy compared to higher values (35 days). PR: f is not critical.
Pixel spacing R of a L-look product (m)	L	A lower R will allow a higher equivalent number of looks after multi-looking, thus a smaller error.
Distributed ambiguity ratio a (dB)	Δr	Additional error is small ($<6\%$) if $a < 30$ dB, but can be critical for $a = -17$ dB and a low Δr and/or L .
Channel gain imbalance g (dB)	d	PR: In the nominal case ($ d \leq 0.5$ dB), the additional error is negligible ($<1\%$). TC: No impact.
Radiometric stability s (dB)	d	TC: In the least favourable range of the nominal case ($ d \approx 1$ dB), the additional error can be non-negligible ($\approx 6\%$). PR: No impact.
Cross-talk δ (dB)	Δr	Very strong impact on cross-polarizations (needs to be lower than -40 dB to limit the additional error to 6% in all cases).
Initial number of looks L_i	L	A higher L_i will provide a higher L and thus reduce the probability of error.
Equivalent number of looks L_e after spatial multilooking	L	A higher L_e will provide a higher L and thus reduce the probability of error. However L_e is constrained by F and R .
Mean element size F (m)	L	A higher F will allow a higher equivalent number of looks after multi-looking, thus a smaller error.
Duration of phenomenon c (days)	Δr	TC: the error increases with decreasing phenomenon duration, reinforcing the need for a small f . PR: c is not critical.
Proportion of class B in land use $p(B)$ (%)	$p(B)$	If $d = 0$ dB (no channel gain imbalance, no radiometric stability), $p(B)$ has no impact on the error. Otherwise, the additional error compared to the default value is negligible ($<2\%$) for $ d \leq 0.5$ dB.

V. EXPERIMENTAL VALIDATION: COMPARISON WITH REAL DATA

In order to assess the validity of the model presented in this paper, some of its outputs should be confronted with experimental results from real SAR data. Rice field classification is a convenient application for this purpose as it can illustrate both the temporal change and the polarization ratio methods. It was shown in past studies that rice fields are characterized by a high temporal backscatter increase during the rice season at HH and VV polarizations, and by a polarization ratio HH/VV that reaches high values during the season compared to other land use classes (see for example references listed in [16]). We suggest here to use the HH backscatter temporal change for the TC method and the HH/VV backscatter ratio for the PR method. In past experiments, it was found that in rice growing regions the other land cover types are usually tree plantations, perennial crops or urban/man-made areas, having low backscatter temporal change. For most of those non-rice classes, it is also true that $HH \approx VV$.

Therefore, for both TC and PR methods, class A is non-rice and class B is rice ($r_A < r_B$). However, some land use classes should sometimes be masked out, e.g. using Geographic Information System (GIS) data, like water surfaces with unpredictable changes in the TC method, or urban/man-made areas, which can also be characterised by a strong HH/VV polarization ratio, in the PR method.

We have acquired three images from the ASAR instrument onboard ENVISAT, under the Alternating Polarization acquisition mode with polarizations HH and VV, over a rice-growing region in Vietnam. The three dates cover a whole rice growth period, and are separated by $f=35$ days, which corresponds to the satellite repeat-pass period. Short-cycle rice varieties are grown in this area with a growing period lasting for about $c=80$ days.

The data are ordered in Single-Look Complex (SLC) format, providing the complex amplitudes at each pixel in slant-range geometry, and in Precision Image (PRI) format, providing multi-look intensities in ground-range geometry.

An ancillary GIS dataset depicting rice and non-rice areas is available over a small region and is used to plot the histograms of the intensity ratio of each class for each method, and to retrieve the corresponding class parameters as described in [16]. The multitemporal approach

is opted for. For the PR method with $r_{PR} = \max_{i=1,2,3} \left[\left(\frac{\sigma_{HH}^0}{\sigma_{VV}^0} \right)_{di} \right]$, the class parameters are found to

be $r_{A,PR}=0.87\text{dB}$ and $r_{B,PR}=7.44\text{dB}$, therefore $\Delta r_{PR}=6.57\text{dB}$. For the TC method with

$r_{TC} = \max_{i=1,2,3, j>i} \left[\frac{(\sigma_{HH}^0)_{dj}}{(\sigma_{HH}^0)_{di}} \right]$, the class parameters are $r_{A,TC}=1.43\text{dB}$ and $r_{B,TC}=2.82\text{dB}$, therefore

$\Delta r_{TC}=1.39\text{dB}$. Considering that these are the $\Delta r_{90\%}$ parameters under the configuration $f=35$, $c=80$, this would correspond to the optimal class separabilities $\Delta r_{PR,opt}=7.1\text{dB}$ and $\Delta r_{TC,opt}=6.0\text{dB}$ in the model presented in IV.B.1, which is relatively consistent with the expected values according to past studies.

The *a priori* probabilities of both classes are also derived from this GIS data, and lead to $p(B)=0.75$.

The effects of SAR system parameters are simulated by either varying the classification threshold at different values (channel gain imbalance or radiometric stability) or by explicitly degrading the images (ambiguity). The corresponding probability of classification error is calculated based on the GIS data, in order to model the impact of these SAR parameters at different values.

The effects of cross-talk cannot be addressed here as the HV channel is not available.

A. Sensitivity to parameter d

In this sub-section, we intend to test the sensitivity of the classification methods to parameter $d=r_t/r_0$, where r_t is the retained classification threshold and $r_0 = \sqrt{r_A r_B}$. As shown in III.A. and III.B., parameter d is representative of channel gain imbalance for the PR method and radiometric stability for the TC method. Because of potential inaccuracies in the class parameters estimations r_A and r_B , it seems that the optimal classification threshold r_{opt} can be retrieved with more accuracy than r_0 , by testing a wide range of values for r_t and identifying the value that minimizes the error. Therefore, it seems more relevant to consider the distance $d'=r_t/r_{opt}$ rather than d . This parameter can be calculated from d theoretically: $d'=d/d_{opt}$ where d_{opt} is given in (12), and depends on Δr , L and $p(B)$.

The methods are applied on the PRI images after calibration, georeferencing and spatial filtering to reduce the effect of speckle. The initial number of looks in the georeferenced data is calculated to be $L_i=1.8$, which is consistent with the nominal numbers of looks given for that product (1 in range, 2 in azimuth). In this area, the fields are relatively large with $F \approx 200\text{m}$, and the pixel size is $R=12.5\text{m}$. This allows a 7×7 window to be used in the low-pass box filter. The resulting number of looks is $L_e=34.3$, which is in agreement with (25) indicating that $22.0 < L_e < 44.1$.

The experimental results with the real data and the theoretical outputs from the error model are compared in Fig. 13 for the PR method and in Fig. 14 for the TC method. In both figures, the overall classification accuracy is plotted in the left-hand side, and the additional error due to d in the right-hand side, both as a function of d/d_{opt} .

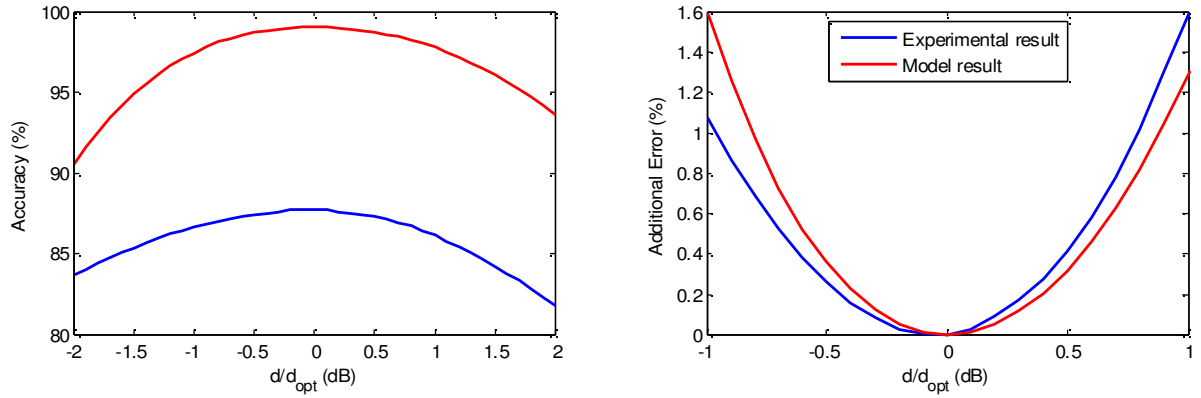


Figure 13. Effect of parameter d on the overall classification accuracy (left) and on the additional error (right) for the polarization ratio method

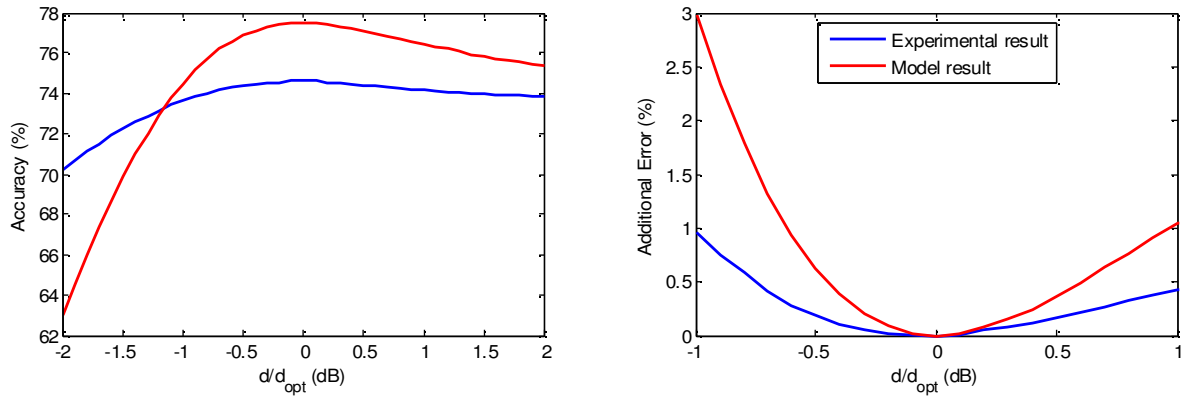


Figure 14. Effect of parameter d on the overall classification accuracy (left) and on the additional error (right) for the temporal change method

For the PR method, the experimental accuracy is lower than the theoretical accuracy calculated by the model (around 12%). This can be partly explained by the fact that the GIS database used to assess the experimental accuracy is partially inaccurate. In fact, a visual inspection reveals that the differences between the rice map obtained from the SAR images and from the GIS are spatially localised rather than randomly distributed, indicating that the GIS may not be up to date. The additional errors are however in very good agreement, with an absolute difference lower than 2.5%. For the TC method, the classification accuracy calculated in the two approaches compare rather badly. The additional errors have similar trends, but with different amplitudes, the modelled values being around three times as big as the experimental values. These discrepancies can however be explained by the high value of the satellite repeat cycle that makes the classification accuracy highly dependent on the timing

of the acquisitions. The calculated value of Δr_{TC} is therefore not necessarily representative of the $\Delta r_{90\%}$ parameter, and the assessment of $\Delta r_{TC,opt}$ may be incorrect.

Based on the results obtained in the PR method, the model can be effectively used to assess the effects of channel gain imbalance or radiometric stability.

B. Sensitivity to ambiguity ratio

The ambiguity is simulated by degrading the SLC images according to the relationship given in (21), for each polarization and each date, and for five ambiguity ratio values: -5dB, -10dB, -17dB, -20dB and -25dB. The -5dB and -10dB values are not realistic but are nevertheless simulated to test the sensitivity of the model. Contrarily to the analysis in IV.A. where the source of the ambiguity is set at a constant backscatter value of 0dB to simulate the worst possible case, a real scene is selected here from another subset of the image. This is therefore expected to produce lower additional errors than the theoretical study.

After simulating the ambiguity in the complex amplitude images in slant-range geometry, the backscattering coefficient is computed, a 3×15 low-pass box-filter is applied to reduce the speckle while taking into account the different pixel spacing in range and azimuth, and the images are georeferenced to the GIS geometry using tie-points. The number of looks of the georeferenced images is calculated to be $L=19$.

Figure 15 represents the variations of the Δr parameter and of the additional error due to ambiguity as a function of the ambiguity ratio, calculated for the five experimental values and simulated by the error model for the PR method. The error model is run with $p(B)=0.75$, $L=19$, $\Delta r=6.57$ dB, and $I_{1,B}=-6$ dB, which is calculated from the HH and VV images.

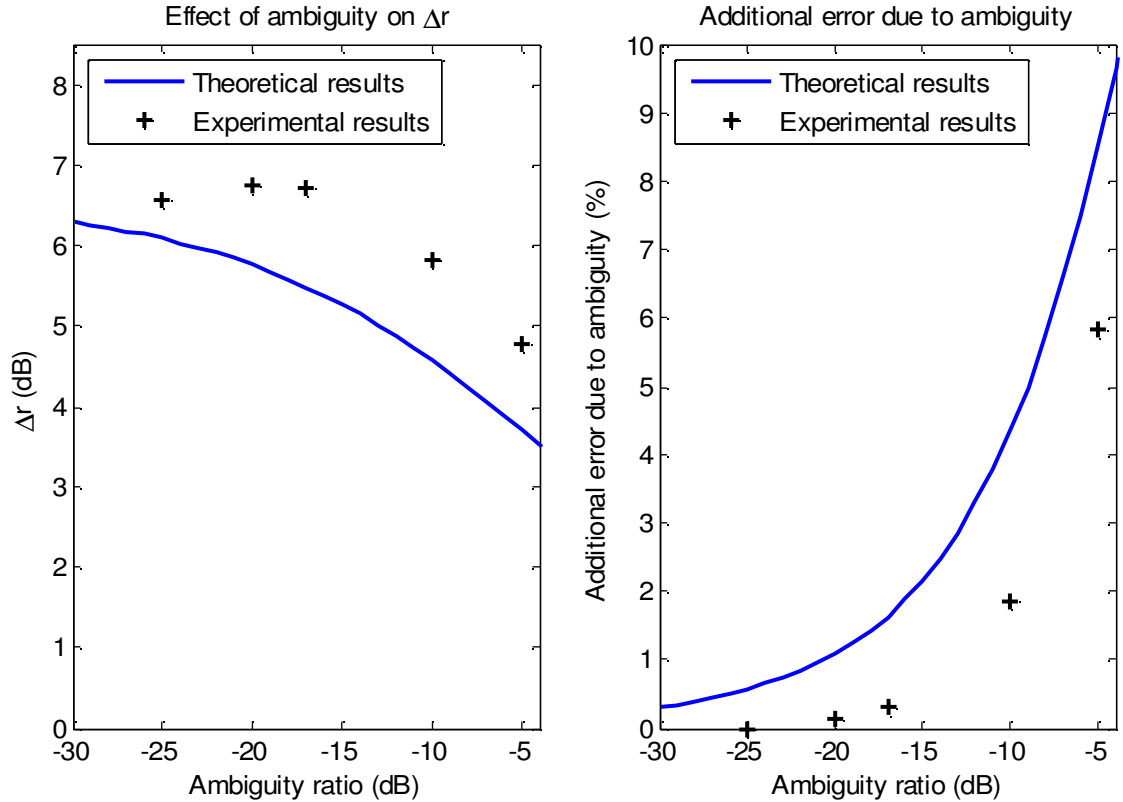


Figure 15. Effect of ambiguity ratio on the class separability (left) and additional error due to ambiguity (right) for the polarization ratio method

As predicted by the model, the class separability decreases in the experimental dataset when the ambiguity ratio increases, but its decrease is expectedly less important in the experimental data than in the model. Consequently, the experimental additional error increases with ambiguity similarly to the theoretical error, but to a lower extent. The observed experimental trends related to the error are well described by the model.

VI. CONCLUSION

A new expression for the probability of error in classification methods based on a SAR intensity ratio has been provided, introducing a supplementary parameter corresponding to a bias between measured and true ratios.

This error model has been used to assess the impact of SAR system parameters on the classification performance for the two-class problem. The effect of channel gain imbalance and radiometric stability has been directly estimated in the general case. When the two classes are fairly separable (i.e. the difference between their mean ratios is higher than 4dB), it was found that typical values of channel gain imbalance lead to a negligible additional error, while the impact of radiometric instability can be significant in its upper range for some values of the equivalent number of looks in classifications based on a temporal change. The case of close classes discriminated through the use of a high equivalent number of looks is very sensitive to channel gain imbalance or to radiometric stability for methods based respectively on a polarization ratio or a temporal change, and require low values of these calibration parameters. The effect of cross-talk on the backscattering coefficient was modelled and found to be critical when cross-polarizations are involved, unless stringent requirements are met. Degradation due to ambiguity was found to be negligible when the ambiguity ratio is lower than -30dB. In other cases, some configurations can lead to critical additional errors and should be avoided (low class separability, low number of looks). Typical temporal backscattering profiles have been modelled to investigate the impact of observation frequency in both methods. Simulations have demonstrated the importance of the temporal sampling, corresponding to the time lapse between two consecutive satellite's repeat-pass orbits, for methods based on a temporal change. This reinforces the expectations set on the coming high-repetition SAR mission Sentinel-1.

The model has been validated by comparing its outputs to experimental results obtained from real SAR data used in rice field mapping methods. The sensitivity of the error model to channel gain imbalance, radiometric stability and ambiguity is tested, and shows a relatively good agreement between experimental and theoretical trends.

In summary the error model proposed in this paper is expected to provide a useful tool for SAR mission design, also suitable for the development of classification methods based on existing instruments.

Appendix I – demonstration of equation (9)

The retained classification threshold is $r_t = d.r_0$.

$$PE_B = \int_0^{r_t} p(r | r_B) dr = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \int_0^{d.r_0} \frac{r_B^L r^{L-1}}{(r_B + r)^{2L}} dr = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} I_B$$

The substitution $s=r_B+r$ and the use of the generalized binomial theorem lead to:

$$I_B = \int_{r_B}^{d.r_0+r_B} \frac{r_B^L (s-r_B)^{L-1}}{s^{2L}} ds = r_B^L \cdot \int_{r_B}^{d.r_0+r_B} \frac{\sum_{k=0}^{\infty} \binom{L-1}{k} (-1)^k r_B^k s^{L-1-k}}{s^{2L}} ds$$

The series $S_n = \sum_{k=0}^n \binom{L-1}{k} \frac{(-1)^k r_B^k s^{L-1-k}}{s^{2L}} = \sum_{k=0}^n u_k(s)$ converges normally on the interval

$$D = [r_B, d.r_0 + r_B] \text{ to } \sum_{k=0}^{\infty} \|u_k\|_{\infty} = \sum_{k=0}^{\infty} \sup_D (|u_k(s)|) = \sum_{k=0}^{\infty} |u_k(r_B)| = \frac{(r_B + r_B)^{L-1}}{r_B^{2L}}.$$

S_n is therefore uniformly convergent, which allows the interchange of the series and integral signs:

$$\begin{aligned} I_B &= \sum_{k=0}^{\infty} \binom{L-1}{k} \int_{r_B}^{d.r_0 + r_B} \frac{(-1)^k r_B^{L+k}}{s^{L+k+1}} ds = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{L-1}{k} \left[\frac{(-1)^{k+1} r_B^{L+k}}{(L+k)s^{L+k}} \right]_{r_B}^{d.r_0 + r_B} \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \binom{L-1}{k} \frac{(-1)^k}{(L+k)} \left[1 - \left(\frac{r_B}{d.r_0 + r_B} \right)^{L+k} \right] = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{L-1}{k} \frac{(-1)^k}{(L+k)} \left[1 - \left(\frac{\sqrt{\Delta r}}{d + \sqrt{\Delta r}} \right)^{L+k} \right] \end{aligned}$$

Similarly, we have:

$$PE_A = \int_{r_i}^{\infty} p(r | r_A) dr = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \int_{d.r_0}^{\infty} \frac{r_A^L r^{L-1}}{(r_A + r)^{2L}} dr = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} I_A$$

and it can be found, with the substitution $s=r_A+r$, that:

$$I_A = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{L-1}{k} \frac{(-1)^k}{(L+k)} \left(\frac{1}{1 + d\sqrt{\Delta r}} \right)^{L+k}$$

leading to $PE = p(A) \cdot h_L(d^2 \cdot \Delta r) + p(B) \cdot (h_L(0) - h_L(d^2/\Delta r))$ with:

$$h_L(\Delta r) = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \sum_{k=0}^{\infty} \binom{L-1}{k} \frac{(-1)^k}{(L+k)} \left(\frac{1}{1 + \sqrt{\Delta r}} \right)^{L+k}$$

It can be noticed that:

$$h_L(\Delta r) + h_L\left(\frac{1}{\Delta r}\right) = |PE_A + h_L(0) - PE_B|_{d=1} = 1 + \int_{r_0}^{\infty} p(r | r_A) dr - \int_0^{r_0} p(r | r_B) dr$$

By substituting the variable $s=r_0^2/r$, we find that:

$$\begin{aligned} |PE_A|_{d=1} &= \int_{r_0}^{\infty} p(r | r_A) dr = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \int_{r_0}^{\infty} \frac{r_A^L r^{L-1}}{(r_A + r)^{2L}} dr = \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \int_{r_0}^0 \frac{r_A^L}{r_B^L} \cdot \frac{r_B^L (r_0^2/s)^{L-1}}{(r_A + r_0^2/s)^{2L}} \cdot \frac{-r_0^2}{s^2} ds \\ &= \frac{\Gamma(2L)}{\Gamma(L)^2} \int_0^{r_0} \frac{r_B^L s^{L-1}}{(r_B + s)^{2L}} ds = |PE_B|_{d=1} \end{aligned}$$

Noticing that $h_L(0) = |PE_A|_{d=0} = \int_0^{\infty} p(r | r_A) dr = 1$ leads to $h_L(\Delta r) + h_L\left(\frac{1}{\Delta r}\right) = 1$ and finally equation (9).

Appendix II – demonstration of equation (14)

Let us assume that n classes are considered, with class i characterized by a mean ratio r_i , and $r_1 < r_2 < \dots < r_n$. The distance between two consecutive mean ratios is $\Delta r_i = r_{i+1} - r_i$, with i varying from i to $n-1$, and the corresponding retained classification thresholds are $r_{ii} = \sqrt{r_i r_{i+1}}$.

Considering that all classes are equiprobable ($p(i)=1/n$) The overall probability of error for $n>2$ is:

$$PE = \frac{1}{n} \left[\int_{r_{i1}}^{\infty} p(r|r_1)dr + \sum_{i=2}^{n-1} \left(\int_{r_{ii}}^{\infty} p(r|r_i)dr + \int_0^{r_{i(i-1)}} p(r|r_i)dr \right) + \int_0^{r_{i(n-1)}} p(r|r_n)dr \right]$$

$$= \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^{n-1} \left(\int_{r_{ii}}^{\infty} p(r|r_i)dr + \int_0^{r_{ii}} p(r|r_{i+1})dr \right) \right]$$

Equation (5) gives the probability of error of the 2-class problem for classes i and $i+1$ with equal *a priori* probabilities:

$$PE(\Delta r_i, L) = \frac{1}{2} \left(\int_{r_{ii}}^{\infty} p(r|r_i)dr + \int_0^{r_{ii}} p(r|r_{i+1})dr \right)$$

which leads to equation (14):

$$PE = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^{n-1} PE(\Delta r_i, L) = \frac{2(n-1)}{n} \underset{i}{mean}[PE(\Delta r_i, L)]$$

REFERENCES

- [1] S. R. Cloude and E. Pottier, "An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, pp. 68-78, January 1997.
- [2] A. Freeman and S. L. Durden, "A three-component scattering model for polarimetric SAR data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, pp. 963-973, May 1998.
- [3] L. Ferro-Famil, E. Pottier, and J.-S. Lee, "Unsupervised classification of multifrequency and fully polarimetric SAR images based on the H/A/Alpha-Wishart classifier," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, pp. 2332-2342, November 2001.
- [4] J.-S. Lee, M. R. Grunes, T. L. Ainsworth, L.-J. Du, D. L. Schuler, and S. R. Cloude, "Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, pp. 2249-2258, September 1999.
- [5] J.-S. Lee, M. R. Grunes, E. Pottier, and L. Ferro-Famil, "Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, pp. 722-731, April 2004.
- [6] E. Rignot and J. van Zyl, "Change detection techniques for ERS-1 SAR data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 31, pp. 896-906, July 1993.
- [7] S. Takeuchi, T. Konishi, Y. Suga, and S. Kishi, "Comparative study for flood detection using JERS-1 SAR and Landsat TM data," in *IGARSS*, 1999.
- [8] R. Andreoli and H. Yesou, "Assessment of the change detection procedure dedicated to flood monitoring using Envisat wide-swath mode data," in *Dragon Symposium*, 2008.
- [9] F. Ribbes, T. Le Toan, J. Bruniquel, N. Floury, N. Stussi, S. C. Liew, and U. R. Wasrin, "Deforestation monitoring in tropical regions using multitemporal ERS/JERS SAR and InSAR data," in *IGARSS*, 1997.
- [10] R. Hadria, B. Duchemin, F. Baup, T. Le Toan, A. Bouvet, G. Dedieu, and M. Le Page, "Combined use of optical and radar satellite data for the detection of tillage and irrigation operations: Case study in Central Morocco.," *Agricultural Water Management*, vol. 96, pp. 1120-1127, 2009.

- [11] T. Le Toan, F. Ribbes, L.-F. Wang, N. Floury, K.-H. Ding, J. A. Kong, M. Fujita, and T. Kurosu, "Rice crop mapping and monitoring using ERS-1 data based on experiment and modelling results," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, pp. 41-56, January 1997.
- [12] F. Ribbes and T. Le Toan, "Rice field mapping and monitoring with RADARSAT data," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 20, pp. 745-765, 1999.
- [13] V. Malinovsky, S. Sandven, A. Mironov, and A. Korinenko, "Identification of oil spills based on ratio of alternating polarization images from ENVISAT," in *IGARSS*, 2007.
- [14] P. Ferrazzoli, L. Guerriero, and G. Schiavon, "Experimental and model investigation on radar classification capability," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, pp. 960-968, March 1999.
- [15] J. Paris, "Radar backscattering properties of corn and soybeans at frequencies of 1.6, 4.75 and 13.3 Ghz," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 21, pp. 392-400, July 1983.
- [16] A. Bouvet, T. Le Toan, and N. Lam Dao, "Monitoring of the Rice Cropping System in the Mekong Delta Using ENVISAT/ASAR Dual Polarisation Data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, pp. 517-526, February 2009.
- [17] G. Satalino, F. Mattia, T. Le Toan, and M. Rinaldi, "Wheat crop mapping by using ASAR AP data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, pp. 527-530, February 2009.
- [18] B. Scheuchl, D. Flett, R. Caves, and I. Cumming, "Potential of RADARSAT-2 data for operational sea ice monitoring," *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 30, pp. 448-461, 2004.
- [19] R. Touzi, A. Lopes, and P. Bousquet, "A statistical and geometrical edge detector for SAR images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 26, pp. 764-773, 1988.
- [20] G. Moser and S. B. Serpico, "Generalized minimum-error thresholding for unsupervised change detection from SAR amplitude imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, pp. 2972-2982, October 2006.
- [21] S. Quegan, T. Le Toan, J. J. Yu, F. Ribbes, and N. Floury, "Multitemporal ERS SAR analysis applied to forest monitoring " *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 38, pp. 741-753, March 2000.
- [22] W. F. Kibble, "A two-variate gamma type distribution," *Sankhya, the Indian Journal of Statistics*, vol. 5, pp. 137-150, 1941.
- [23] E. Xekalaki, J. Panaretos, and S. Psarakis, "A Predictive Model Evaluation and Selection Approach - The Correlated Gamma Ratio Distribution," in *Stochastic Musings: Perspectives from the Pioneers of the Late 20th Century*, J. Panaretos, Ed.: Laurence Erlbaum, 2003, pp. 188-202.
- [24] A. Freeman, "A new system model for radar polarimeters," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 29, pp. 761-767, September 1991.
- [25] CEOS, "SAR data products format standards", <http://wgiss.ceos.org/archive/archive.pdf/sardata.pdf>
- [26] J. Bruniquel, "Contribution de données multi-temporelles à l'amélioration radiométrique et à l'utilisation d'images de radars à synthèse d'ouverture," in *Université Paul Sabatier Toulouse*, 1996.

Chapitre 4

Cartographie des rizières basée sur le rapport de polarisation HH/VV

Article 2 :

Bouvet A., Le Toan T., Lam Dao N.

"Monitoring of the rice cropping system in the Mekong delta using ENVISAT/ASAR dual polarisation data"

IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 47 n°2, pp.517-526, février 2009

4.1. Introduction

Le potentiel du rapport de polarisation HH/VV en bande C pour l'identification des rizières est bien décrit dans la littérature, mais avait très peu été vérifié sur des données SAR réelles jusqu'au début de cette thèse.

Dans le cadre du projet Dragon (Annexe A), une cartographie des rizières a été effectuée sur un comté de la province de Jiangsu, en Chine, en appliquant un seuil au rapport de polarisation HH/VV d'une image APP (Alternating Polarization Precision image) du satellite ASAR. La carte des rizières ainsi produite a été validée à l'aide de cinq échantillons d'un kilomètre carré cartographiés manuellement sur le terrain. La précision de la classification a été évaluée à environ 87%. Cependant, en l'absence de données de télédétection et de terrain suffisantes, la robustesse de la méthode n'avait alors pas pu être mise à l'épreuve. Afin d'étendre la méthode à une région plus grande et dans laquelle le calendrier cultural est plus complexe, un nouveau site a été choisi pour réaliser l'étude décrite dans l'Article 2.

Dans cet article, nous utilisons une série temporelle de données APP, avec les polarisations HH et VV, pour développer une méthode de cartographie des rizières basées sur le rapport HH/VV, dans une province du Delta du Mékong, au Vietnam.

La méthode de classification retenue est celle décrite dans le Chapitre 3 et l'Article 1. Pour s'assurer que les classes sont suffisamment séparables et pour déterminer le seuil de classification à appliquer, une étude statistique du rapport de polarisation pour les deux classes de riz et de non-riz est nécessaire. Celle-ci est effectuée à partir des données d'un

système d'information géographique (SIG) qui fournit la répartition des rizières sur le comté Cho Moi de la province d'An Giang.

Une fois cette étude achevée, la méthode est ensuite appliquée à toute la province d'An Giang, et validée en comparant les surfaces de riz calculées à partir des cartes produites aux surfaces rapportées dans les statistiques nationales.

4.2. Résultats

4.2.1. Etude statistique

Les histogrammes du rapport HH/VV des pixels de riz et de non-riz tels que donnés par le SIG sont tracés dans la Figure 12 pour trois dates couvrant une même saison de riz, sur les images originales. Ces histogrammes permettent de calculer les valeurs r_A et r_B correspondant au rapport des moyennes de HH et VV pour chaque classe. Pour les cas où la séparabilité des classes est suffisante (c'est-à-dire lorsque $\Delta r = r_B/r_A$ est supérieur à 3dB), la valeur du seuil de classification $r_0 = \sqrt{r_A r_B}$ est également calculée.

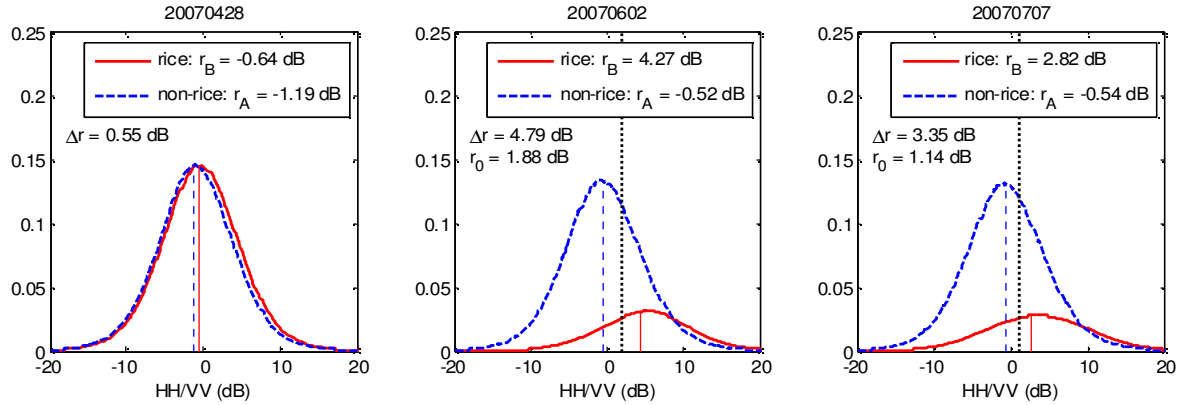


Figure 12. Histogrammes du rapport HH/VV des classes de riz et de non-riz. La ligne verticale noire en pointillés représente le seuil de classification r_0 .

Pour deux des trois dates, la séparabilité des classes est satisfaisante, mais l'étalement des histogrammes dû au speckle semble indiquer que les erreurs de classification seront élevées si celle-ci est appliquée aux images originales, conformément aux enseignements du Chapitre 3 (voir notamment la Figure 11). Afin de réduire ce speckle, un filtrage multi-canal est effectué, qui permet d'augmenter le nombre équivalent de vues. Une fois les images filtrées, les histogrammes des deux classes sont de nouveau calculés et tracés dans la Figure 13.

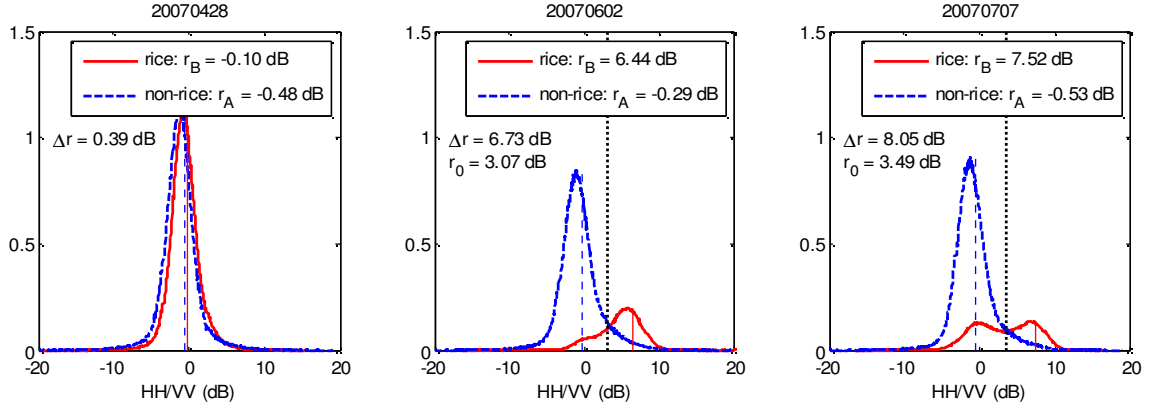


Figure 13. Histogrammes du rapport HH/VV des classes de riz et de non-riz, après filtrage des images.

On note que la variance des histogrammes est nettement réduite, ce qui fait apparaître des profils bimodaux pour la classe de riz à deux dates. Cette bimodalité peut s'expliquer par les décalages de calendrier cultural entre les champs d'une même zone. Par exemple, certains champs ont déjà été récoltés le 7 juillet et ont donc des valeurs de HH/VV correspondant à celles de la classe de non-riz tout en étant étiquetés « riz » à partir du SIG.

Afin de contourner ce problème de décalage temporel entre les champs, nous avons choisi d'utiliser le critère de classification multi-temporel présenté dans l'Article 1, qui est le maximum du rapport de polarisation sur les dates disponibles pour la saison considérée : $r = \max_i \left[\left(\sigma_{HH}^0 / \sigma_{VV}^0 \right)_{di} \right]$. Les histogrammes de ce rapport de polarisation multitemporel pour les deux classes de riz et non-riz sur les trois saisons cultivées dans cette région sont présentés dans la Figure 14.

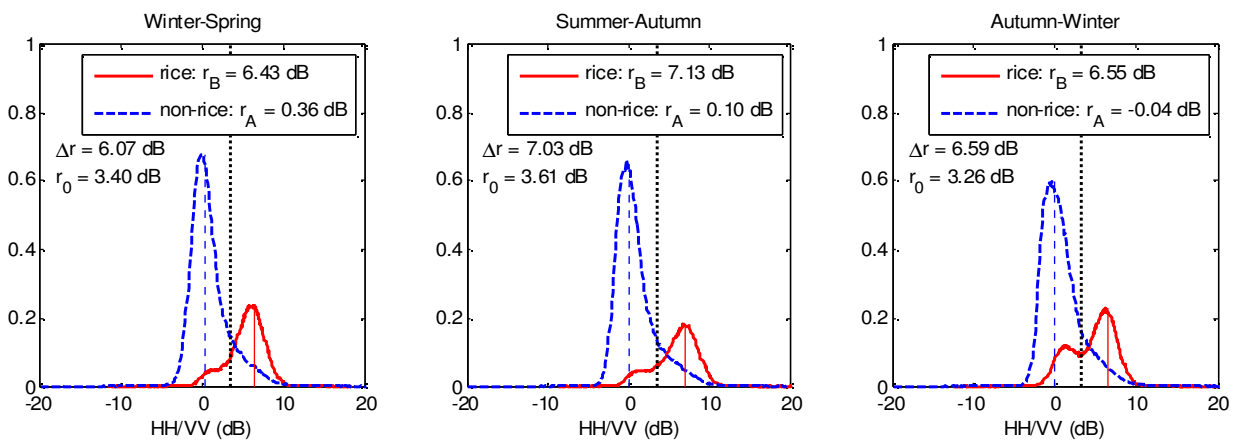


Figure 14. Histogrammes du rapport de polarisation multi-temporel des classes de riz et de non-riz pour les trois saisons cultivées.

Le seuil de classification r_0 est relativement stable pour les trois saisons considérées, entre 3,2dB et 3,6dB. Pour le cas général où l'on ne dispose pas de SIG pour tracer ces histogrammes, on peut suggérer l'utilisation d'un seuil par défaut de 3dB.

4.2.2. Cartographie et validation

La méthode de cartographie développée est appliquée tout d'abord aux pixels pour lesquels on dispose du SIG, sur le comté de Cho Moi, aux trois saisons de riz annuelles. On peut ainsi produire une carte de la répartition annuelle des rizières qui recense les parcelles cultivées en riz pendant au moins une des trois saisons annuelles. La Figure 15 montre la comparaison entre cette carte de distribution annuelle des rizières issue des images APP et la distribution des rizières répertoriée dans le SIG.

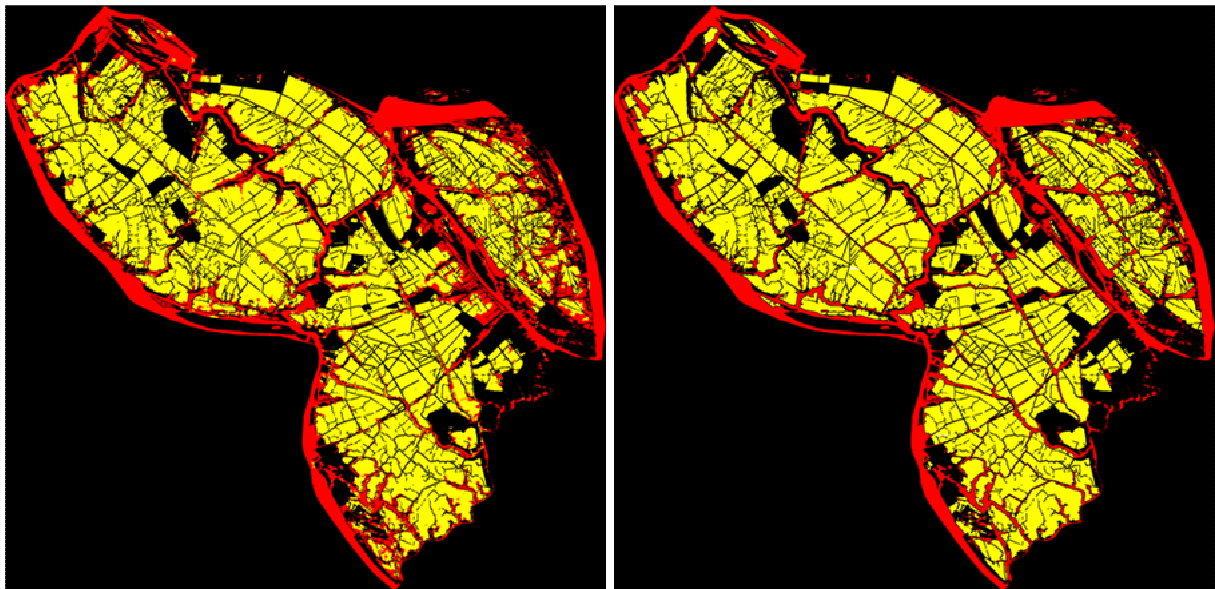


Figure 15. Carte de distribution annuelle des rizières issue d'APP (gauche) et carte d'occupation du sol issue du SIG (droite), avec en jaune la classe de riz, en rouge la classe de non-riz, et en noir les pixels non-inclus dans le SIG

Les résultats obtenus par les données SAR sont satisfaisants : 89,9% des pixels sont bien classés.

La méthode de classification est ensuite appliquée à toute la province d'An Giang pour les trois saisons de riz cultivées dans la région : hiver-printemps, été-automne, et automne-hiver. Les champs dans lesquels le riz n'est cultivé qu'à la saison automne-hiver sont enlevés de cette catégories et placés dans une quatrième catégorie correspondant à la saison humide

traditionnelle (« Mua »). La Figure 16 montre les cartes obtenues pour ces quatre saisons sur la province.

La superficie des rizières calculée à partir de ces cartes peut être comparée aux données des statistiques nationales. Celles-ci regroupent les saisons rizicoles dans trois catégories : printemps, automne et hiver. La catégorie printemps correspond à la saison hiver-printemps, la catégorie automne regroupe les saisons été-automne et automne-hiver, et la catégorie hiver correspond à la saison Mua.

D'après les statistiques, le nombre de rizières cultivées en Mua est négligeable, avec 1,4% des surfaces annuelles cultivées.

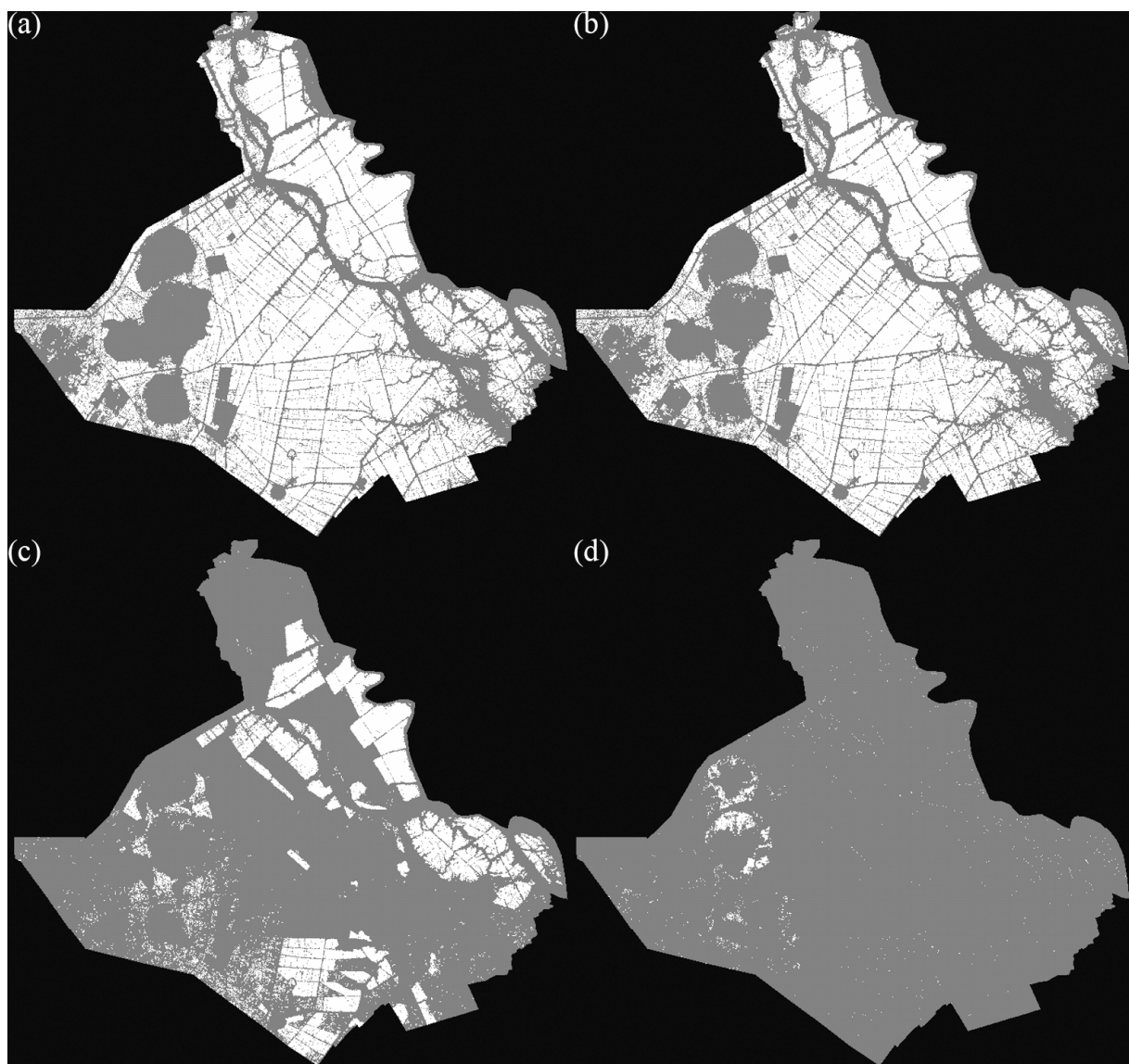


Figure 16. Carte des rizières de la province d'An Giang issues de la méthode multi-temporelle pour les saisons a) hiver-printemps, b) été-automne, c) automne-hiver et d) Mua. Le riz est en blanc et le non-riz en gris.

Lors de la publication de l'article, seule la superficie de la catégorie hiver-printemps avait été publiée pour l'année 2007. Depuis, des estimations provisoires ont été également publiées pour les deux autres catégories. Le Tableau 3 présente les superficies de riz obtenues par APP pour les trois catégories retenues par les statistiques, ainsi que les valeurs rapportées dans ces statistiques. Pour les deux principales catégories (printemps et automne), la différence entre les superficies issues d'APP et les statistiques est inférieure à 5% en valeur absolue. Pour la saison Mua, la différence en pourcentage est élevée mais faible en valeur absolue, de l'ordre de 2000 hectares.

Tableau 3. Surfaces cultivées estimées par APP et données par les statistiques nationales pour les trois catégories retenues dans les statistiques

(milliers d'ha)	Printemps	Automne	Hiver
APP	224,3	294,8	5
Statistiques	230,6	282,7	7,3
Différence	-6,3	12,1	-2,3
Différence en %	-2,7%	4,3%	-31,5%

4.3. Conclusions

Dans cet article, le potentiel pour l'identification des rizières du rapport de polarisation HH/VV en bande C aux faibles incidences, pressenti dans la littérature, a été confirmé par l'utilisation de données ASAR couvrant une province du Delta du Mékong au Vietnam. La cartographie des rizières a été effectuée aux trois saisons de riz cultivées dans cette région, et les superficies calculées à partir de ces cartes sont en très bon accord avec les statistiques nationales. L'intérêt de cette méthode par rapport aux méthodes basées sur le changement temporel de la rétrodiffusion utilisées par le passé réside dans sa plus grande robustesse vis-à-vis des paramètres du système SAR, et particulièrement de la fréquence de revisite. En effet, à partir du même jeu de données APP, nous avons également cartographié les rizières de la saison été-automne à l'aide de la méthode du changement temporel de la rétrodiffusion en HH sur les trois dates couvrant cette saison, comme décrit dans l'Article 1. La séparabilité des classes n'est alors que de 1,39dB, contre 6,57dB pour la méthode du rapport de polarisation, et la précision de la classification est de 74,4% contre 87,5%.

La méthode du rapport de polarisation peut actuellement être utilisée de façon optimale avec le mode APP du satellite ASAR, qui fournit des images avec une fauchée d'une centaine de kilomètres, et de façon moins intéressante en raison de sa fauchée plus réduite (25km) avec le mode polarimétrique du satellite RADARSAT- 2. Dans le futur proche, les deux missions

prévues en bande C (Sentinel-1 et RISAT-1) ne présenteront malheureusement en double polarisation que les configurations de polarisations duales (HH+HV ou VV+VH). RISAT-1 présentera toutefois un mode d'acquisition en polarisation quadruple (HH+HV+VV+VH), mais avec une fauchée de seulement 30km. L'idéal pour l'observation des rizières serait donc le lancement d'une mission dédiée à cette application, fonctionnant en bande C, à faible incidence et en polarisations jumelles sur une fauchée au moins aussi large que celle du mode APP d'ASAR.

4.4. Article

Monitoring of the Rice Cropping System in the Mekong Delta Using ENVISAT/ASAR Dual Polarization Data

Alexandre Bouvet, Thuy Le Toan, and Nguyen Lam-Dao

Abstract—The rice cropping system in Asia is undergoing major changes to cope with increasing demography and changing climate, making rice monitoring a critical issue. Past studies have demonstrated the use of C-band synthetic aperture radar (SAR) data to map rice areas. The methods were based on the temporal change of intensity backscattering coefficient of vertically or horizontally co-polarized data (VV or HH). In this paper, we assess the use of the HH/VV polarization ratio derived from Advanced SAR (ASAR) data from ENVISAT data for the production of rice paddy maps. The approach is based on past knowledge on the polarization behavior of rice canopy, i.e., VV backscattering is much lower than HH during a large part of the rice season, due to the attenuation of the wave by the vertical structure of the plants. The methodology is developed for the Mekong Delta, Vietnam, where a complex cropping pattern is found (one to three crops of rice per year). The approach includes a statistical analysis of the HH/VV distributions of rice and non-rice classes at different dates. The analysis results confirm that HH/VV can be used as classifier and point out the need for relevant speckle filtering prior to classification. A classification method is developed and applied to single- and multitemporal data sets. The methods are tested at one district of the province of An Giang and extended to the whole province. Comparisons of the mapping results to geographic-information-system land-use data and official agricultural statistics show very good agreement. The method will be further applied to the entire Mekong Delta.

Index Terms—(Advanced) Synthetic Aperture Radar (ASAR), Mekong Delta, polarization ratio, rice mapping.

I. INTRODUCTION

THE PRIMARY food source for more than half of the world's population is rice (*Oryza sativa*). Demand for rice is projected to increase by nearly 70% until 2025 [1]. At the same time, population increase and intensification of economic development are leading to the decline of rice harvested area. Changes in paddy rice cropland distribution and management intensity (multicropping, water management, fertilizer use, and cultivars) are projected to intensify over the coming decades. These changes in rice area and cultural practices can have a

significant impact on the global climate, since irrigated rice fields are among the major sources of methane (CH₄) emissions and because of the importance of the world rice area (1.57 million km² in 2007 [2]). To monitor changes in the rice production area and cultivation intensity, satellite remote sensing data constitute a unique tool which can provide timely and consistent spatial and temporal coverage needed at regional to global scales.

Among remote sensing methods, only radar imaging systems are not limited by cloud coverage in tropical and subtropical regions where most rice is grown. Using optical sensors, high temporal repeat frequency is required in order to have cloud-free observations. This could be done with medium-resolution (about 250 m–1 km) sensors such as the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), VEGETATION, or Medium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS). Investigations on the use of time series of vegetation and water indices (e.g., normalized difference vegetation index, enhanced vegetation index, and normalized difference water index) derived from VEGETATION [3] and MODIS [4]–[6] have been carried out to map paddy rice agriculture in Asia. In [5], the spatial distribution of paddy rice in South and Southeast Asia was reported using MODIS. Yet, ancillary information (cropping intensity) was needed to calculate the sown area. Furthermore, results in the Mekong Delta in [5] are considered by the authors as erroneous, probably because the flood pattern disturbs the rice detection. In [4], cropping systems could be identified in the Mekong Delta with MODIS data. However, prior identification of rice—e.g., by existing databases—is needed in order to remove confusion between rice and other vegetation types. Compared to optical data, radar data have the advantage to distinguish well-developed rice from water surfaces and other crops, because of the specific radar backscattering physics of inundated vegetation. The radar data have, in addition, higher spatial resolution (about 30 m), allowing observations with more details on the individual fields.

In terms of electromagnetic interaction mechanisms between radar waves and vegetation canopy, the radar backscatter can be approximated by the sum of three main components: the volume scattering, the scattering from the ground attenuated by the vegetation layer, and the multiple scattering between the volume and ground. The latter term is often negligible compared to the volume and ground scattering, with the exception of inundated fields, for which the volume–ground scattering becomes important. At C-band, theoretical studies using a coherent scattering model of rice canopy based on

Manuscript received February 25, 2008; revised July 10, 2008. Current version published January 28, 2009.

A. Bouvet and T. Le Toan are with the Centre d'Études Spatiales de la Biosphère, 31401 Toulouse, France (e-mail: Alexandre.Bouvet@cesbio.cnes.fr; thuy.letoan@cesbio.cnes.fr).

N. Lam-Dao is with the GIS and Remote Sensing Research Center, Ho Chi Minh City Institute of Resources Geography, Ho Chi Minh City, Vietnam, with the University of Southern Queensland, Toowoomba, Qld 4350, Australia, and also with the Vietnam National University, Ho Chi Minh City, Vietnam.

Digital Object Identifier 10.1109/TGRS.2008.2007963

Monte Carlo simulations [7], [8] have demonstrated that the copolarized backscatter from rice fields covered by a water layer is dominated by the double bounce volume-ground interaction, with the dominant scatterers in the volume being the plant stems. Simulations of the temporal backscatter at HH and VV polarizations and at 23° of incidence angle have shown a significant increase of the backscattering coefficient during the vegetative phase which lasts 40–70 days depending on the rice varieties. The backscatter then decreases slightly during the reproductive phase until harvest. This temporal behavior was effectively reported in a number of studies using ERS-1/2 and RADARSAT-1 data in Japan [9], Indonesia [7], [10], China [11], India [12], [13], the Philippines [14], Thailand [15], [16], and Vietnam [17], [18]. Backscatter was found increasing by more than 10 dB at HH and VV from the beginning of the growth cycle (flooded fields) to the maximum value around the end of the vegetative phase. In past studies, the use of HH or VV as classifiers was found unsuitable for rice classification in regions where adjacent fields can have shifted calendars. Instead, the unique temporal behavior has been exploited in rice mapping methods, in which the classifiers are the temporal change of HH or VV backscattering. Such methods have been proven effective at a number of sites [7], [10], [14], [17], [18].

The previous studies have also pointed out the conditions under which these temporal change methods can be applied. The most important conditions are 1) a sufficient number of images during the rice cycle, with a minimum number of three per cycle being indicated [7], and 2) that the rice fields are continuously flooded from the beginning of the cycle until two weeks before harvest. The first condition is met with traditional rice varieties (cycle of 120–150 days), which allows three or more scenes to be acquired with the current satellite repeat cycle—e.g., 35 days of the Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR) on board the Environmental Satellite (ENVISAT). The second condition is well suited to traditional water management, for which a persistent layer of water is maintained on the fields either by rainfed or intermittent irrigation.

Comparatively to copolarized backscatter, much less effort has been put on the use of cross-polarized backscatter in rice applications. Measurements with a multifrequency polarimetric scatterometer on an experimental paddy field in Japan [19] have shown that C-band cross-polarized backscatter is correlated to some rice biophysical parameters (leaf area index and canopy height) and has a temporal behavior similar to that of copolarized backscatter. However, the HV value and its temporal change, being mostly governed by volume scattering, are not specific to rice, but also to other crops in the same scene. With the launch of ENVISAT in 2002, it has been the first time that a satellite SAR system could provide cross-polarized C-band data, as part of ASAR dual-polarization products (HH and HV or VV and VH). However, only very few studies using ASAR have been carried out to confirm the potential of HV or VH for rice monitoring. In [20], HV/HH has been related to plant biomass at three dates during the vegetative stage in rainfed rice fields in West Bengal, India, and in [21], a rice map was produced in Guangdong province, China, using a ratio between HH at one date at the end of the growth cycle and HV at another date at the beginning of the cycle. Both

results rely on few data sets and need to be assessed at other test sites. Theoretical modeling studies are also needed in order to provide a better understanding of the interactions between cross-polarized waves and the inundated rice canopy.

As stated previously, in recent years, changes in cultural practices have been observed in different regions of the world. The rice growth region in the Mekong Delta in Vietnam is a good example of changes from the traditional to modern rice cultivation system in the last ten years. A multiple cropping system is implemented, increasing the number of crops per year from one or two to two, three, or even more. Dike infrastructures have been built and intensified after 2000 to block the flood way into the fields during the flood season so as to allow an additional crop cycle. Short-cycle rice varieties (80–100 days) are planted in order to harvest three crops per year instead of one or two. Finally, modern water management has been partly introduced in the last three years, consisting in intermittent drainage between two irrigation operations.

For those changes in cultural practices, the intensity temporal change method for rice mapping and monitoring needs to be upgraded. In this paper, a method using polarization information is developed and assessed for this purpose.

Because of the vertical structure of rice plants, the difference between HH and VV backscattering is expected to be higher than that of other crop or land cover types, and through the relation with wave attenuation in the canopy, the ratio of the HH and VV backscattering coefficients (hereafter called HH/VV) can be related to the vegetation biomass. A joint analysis of ERS and RADARSAT-1 data [7], [10], and the modeling of C-band HH and VV [7], [8] revealed that HH is significantly higher than VV, and the difference can reach 6–7 dB at the peak growth stage. Based on these findings, HH/VV is potentially a good classifier for rice monitoring, and methods using HH/VV need to be developed and assessed.

Specifically, in this paper, the method is developed using a time series of dual polarization (HH and VV) ASAR data and tested in the province of An Giang in the Mekong Delta. Section II describes the test site and data used in the study. The use of HH/VV as a rice classifier requires a prior statistical study of this polarization ratio on rice and non-rice pixels at different dates, which is reported in Section III. Section IV presents the implementation of the newly developed mapping algorithms, followed by mapping results and validation.

II. SITE AND DATA

A. Site Description

The study site is in the Mekong Delta, South Vietnam. This region accounts for more than half of the rice production in Vietnam, the fifth producer country in the world with about 6% of the global production in 2007 [2]. Vietnam is second to Thailand in rice export, and 80%–85% of the rice exported from Vietnam stems from the Mekong Delta.

The Mekong Delta lies in latitude from 8.5° to 11° N and is a wide (40 000 km²) flat plain of sedimentation at the mouth of the Mekong and Bassac rivers. Seasonal changes in the precipitation are caused by the monsoon and divide the year

into dry season, running from December to late May, early June, and wet season, from June to November, with 1600–2000 mm of rain annually. At the end of the rainy season, the Mekong and Bassac rivers overflow their banks in the northern part of the delta, resulting in flood that affects one third of the delta.

During the wet season, there are two rice cropping patterns, depending on the ecosystem (irrigated or rainfed). In the irrigated areas, the farmers produce both a “Summer–Autumn” and an “Autumn–Winter” rice crop, with high yield varieties. The Summer–Autumn or early rainy season rice crop (locally named “He Thu”) is planted in April–early June and harvested in July–early August. The Autumn–Winter or late rainy season (locally named “Thu Dong”) is transplanted in August and harvested in November–December. In the rainfed areas, the farmers produce the “main wet season” crop (locally named “Mua”). This is a rainfed crop planted with traditional varieties in July–August. They have various growing durations: early (harvested in late October–early November), medium (harvested in late November–December), and late (harvested in January–February). During the dry season, in the irrigated areas, the farmers grow “Winter–Spring” or dry season crop (locally named “Dong Xuan”). It is planted in November–December and harvested in February–April. However, locally, the crop calendar varies each year, depending on the onset of the rainy season for the start of the Summer–Autumn crop, on the duration of the flood and the date of the Spring festival which occurs in January–February.

A system of canals and dikes to bring irrigation water and control floodwater is being developed to complement the existing system that operated mainly as an irrigation source. Farmers construct minor canals and dikes to control water in their fields. During the dry season, electric pumping is used when water cannot reach the fields through canals.

Special attention is paid to the An Giang province. This province covers an area of 3406 km². The land use is dominated by agricultural land (79.5%), comprising mostly rice farms (94%, thus 75% of total area) [22].

B. SAR Data

Time series of ASAR images have been acquired during the year 2007. The ASAR instrument is a C-band SAR (5.6-cm wavelength) on board ENVISAT and operating in a number of modes: fine beam with various combinations of incidence and polarization, and ScanSAR. This study uses the fine-beam dual-polarization alternating polarization precision (APP) data (APP image) with incidence IS2 (19.2°–26.7°) in HH and VV polarization. APP images have a nominal spatial resolution of 30 × 30 m and pixel size of 12.5 × 12.5 m, with a swath width of about 100 km. The exact revisit cycle of ENVISAT is 35 days.

To cover the whole An Giang province, two parallel satellite tracks in ascending pass have been used. Eight images are available in 2007 over the western track (February 1, March 8, April 12, May 17, June 21, July 26, August 30, and October 4) and ten over the eastern track (January 13, February 17,

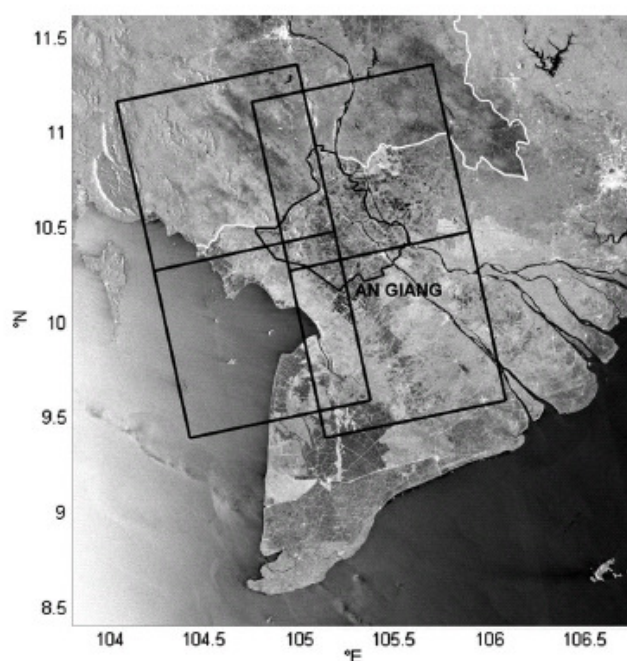


Fig. 1. Location of An Giang province in the Mekong Delta on an ENVISAT ASAR ScanSAR wide swath mode image of South Vietnam. In white is the Vietnam–Cambodia border. Frames are those of ASAR APP data used in this study.

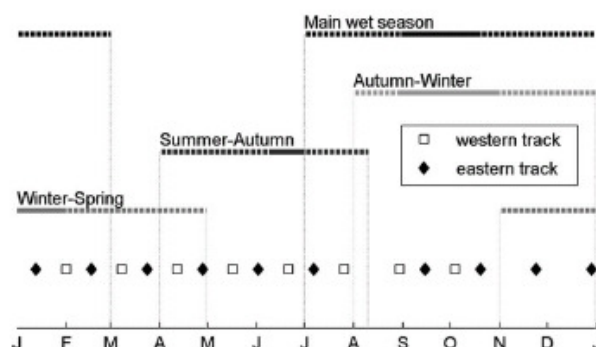


Fig. 2. Rice calendar in the province of An Giang in the Mekong Delta and dates of the available ASAR APP data. For each rice crop, dashed lines represent the periods during which the beginning and end of the crop can take place (spatial and interannual variability).

March 24, April 28, June 2, July 7, September 15, October 20, November 24, and December 29).

Fig. 1 shows the location of the province of An Giang and the ASAR APP frames under study. Fig. 2 shows the calendar of the main rice crops and the dates of available ASAR data.

C. Ground Data

A geographic information system (GIS) land cover database covering the Cho Moi district in An Giang province, which was completed in 2005, is provided by the University of An Giang. The land is classified and subclassified into forests, water bodies (rivers and lakes), nonvegetation cover, agricultural land (rice, mixed rice and vegetables, annual plants, and perennial trees), residential areas (urban and suburban), and others.

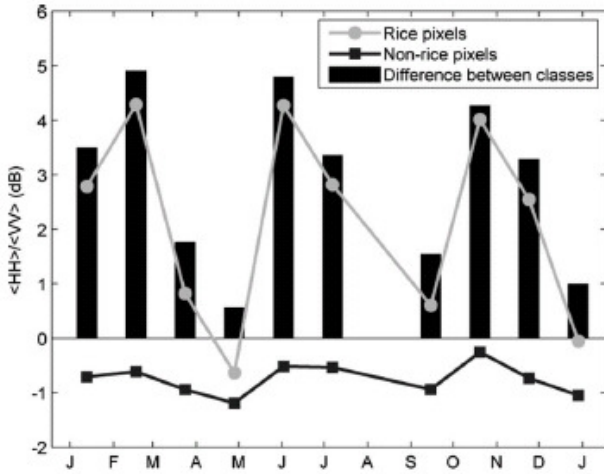


Fig. 3. Polarization ratio of the mean intensities $\langle HH \rangle / \langle VV \rangle$ for pixels defined as (gray circles) rice and (black square) non-rice in the GIS database. Black bars represent the difference of this ratio between the two classes.

III. DEVELOPMENT OF RICE MAPPING METHODOLOGY BASED ON THE POLARIZATION RATIO HH/VV

A. Approach

The methodology development will be based on results of analysis carried out at the test area in the Cho Moi district. APP images of the eastern track are analyzed regarding the HH/VV ratio of rice and non-rice classes, with the help of the GIS database. The results will be used in Section IV to derive rice mapping algorithms that will be applied to the APP data from the two tracks to map the whole An Giang province.

B. Analysis

1) *Data Preprocessing*: The APP level 1 images are pre-processed using the Gamma GEO software (Gamma Remote Sensing, Switzerland). This preprocessing comprises the following steps:

- 1) creation of a precision image for each polarization of each APP image;
- 2) conversion into backscattering coefficients (σ^0) from digital numbers using a calibration factor, following the procedure specified by the European Space Agency (ESA) [23];
- 3) geocoding.

For this very flat terrain in the whole Mekong Delta, no Digital Elevation Model is needed to perform an accurate geocoding.

The GIS database is superimposed to the geocoded ASAR images and rasterized to create masks of rice and non-rice pixels. For this region of 31 000 ha, the rice mask contains more than 1 380 000 pixels (about 21 000 ha) and the non-rice mask contains 632 000 pixels (about 10 000 ha).

2) *Statistical Analysis*: A statistical study is conducted on the rice and non-rice pixels identified using the GIS.

Fig. 3 shows the ratio of the mean HH and VV values $\langle HH \rangle / \langle VV \rangle$ for these two classes at the ten dates under study (conversion to decibels is done only after averaging and ra-

tioning). The non-rice class exhibits $\langle HH \rangle / \langle VV \rangle$ values around -0.75 dB (± 0.5 dB) at all dates, whereas the rice class shows variations as a function of growth stage during each of the three crop seasons. Maximum values of 4.3 dB are found at the peak growth stages. Fig. 3 also shows the difference in decibels between the $\langle HH \rangle / \langle VV \rangle$ values of the two classes and indicates a high class separability (difference higher than 3 dB) at two dates per season (January 13 and February 17 for the Winter–Spring season, June 2 and July 7 for the Summer–Autumn season, and October 20 and November 24 for the Autumn–Winter season). Note that, for the Autumn–Winter season, only one part (about 75% in Cho Moi) of GIS rice pixels are grown as rice; therefore, about 25% of the pixels in the rice class are actually not rice, resulting in an underestimation of the $\langle HH \rangle / \langle VV \rangle$ of the true rice class.

Thus, mapping rice with a threshold on HH/VV at a single date appears possible at six of the ten dates. Using GIS, field-based classification methods could be developed and assessed. However, for a more general use when updated GIS data are not available, pixel-based classification is considered. For this purpose, relevant speckle filtering needs to be applied, considering that the HH/VV distributions of rice and non-rice could be largely overlapping, even if their mean values are significantly different.

The statistical framework of such a mapping method is similar to that of the temporal change detection method developed in [24], using a threshold on the ratio of backscatter intensities at two dates for the latter and at two polarizations for the former.

Under the assumption of gamma distributed multilook SAR intensities, the probability density function (pdf) of the intensity ratio $r = HH/VV$ of a homogeneous region is found to depend only on the ratio of average intensities $\bar{r} = \langle HH \rangle / \langle VV \rangle$ and not directly on the average intensities $\langle HH \rangle$ and $\langle VV \rangle$

$$p(r|\langle HH \rangle, \langle VV \rangle) = \frac{(2L-1)!}{(L-1)!^2} \frac{\bar{r}^L r^{L-1}}{(\bar{r}+r)^{2L}} \quad (1)$$

where L is the number of looks.

We use a threshold r_t to decide on whether to classify a pixel having a given polarization ratio r into class A, characterized by a polarization ratio $r_A = \langle HH_A \rangle / \langle VV_A \rangle$, or class B, characterized by a polarization ratio $r_B = \langle HH_B \rangle / \langle VV_B \rangle$. With $r_B > r_A$, $r \geq r_t$ is classified as class B and $r < r_t$ as class A. Fig. 3 shows that class B should be rice and class A non-rice.

Assuming equal *a priori* probabilities for both classes ($p(A) = p(B)$), the optimal threshold r_0 is found for $p(r_0|r_A) = p(r_0|r_B)$, leading to

$$r_0 = \sqrt{r_A r_B}. \quad (2)$$

In the general case of unknown *a priori* probabilities, we find that the probability of error in the classification with a threshold $r_t = d \cdot r_0$ is

$$PE = (1 - p(B)) \cdot h(d \cdot X) + p(B) \cdot h\left(\frac{X}{d}\right) \quad (3)$$

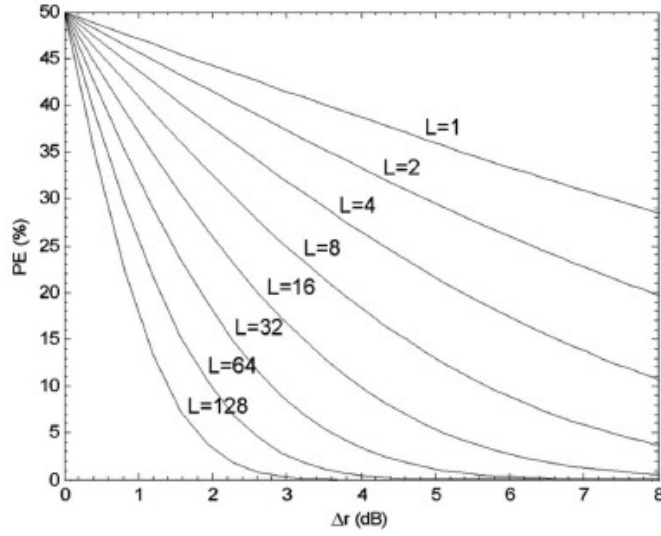


Fig. 4. Probability of error (in percent) of the ratio method versus the change in polarization ratio Δr (in decibels) between the two classes, for a number of looks L varying between 1 and 128.

where

$$h(X) = \frac{(2L-1)!}{(L-1)!^2} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{(L-1)!}{j!(L-j-1)!} \frac{(-1)^j}{L+j} \frac{1}{(1+X)^{L+j}} \quad (4)$$

and $X = \sqrt{r_B/r_A}$.

A numerical analysis based on (3) shows that, for the general case, the optimal classification threshold depends on r_0 , L , X , and the *a priori* probability of rice $p(B)$. However, for cases likely to be encountered ($X \geq 1.5$, $L \geq 6$, and $p(B) \leq 0.8$), using r_0 instead of the true optimal threshold leads to only slightly suboptimal results (less than 5% of additional error in the worst case).

The expression of the probability of error with r_0 as a classification threshold ($d = 1$) reduces to

$$PE = h(X). \quad (5)$$

Fig. 4 shows the probability of error PE versus the difference between the mean ratios of the two classes $\Delta r = r_B/r_A = X^2$, for different values of L , when the classification threshold is r_0 .

In order to study the statistical distributions of the HH/VV polarization ratio for the two classes and to determine the r_A and r_B values necessary to implement the mapping method, we compute the ratio between HH and VV ASAR backscattering images (values in linear scale, not logarithmic scale) on a pixel basis, to create an HH/VV image at each date. In this study, all pixels for each class are taken into account in the calculations of mean values or histograms.

Fig. 5(a) shows examples of HH/VV normalized histograms of rice and non-rice pixels at the three dates during the Summer–Autumn season. The values of r_A and r_B are derived from Fig. 3; r_0 and Δr are calculated consequently. The first date was in the early stage of the rice season, where very similar distributions of the HH/VV of rice and non-rice pixels are observed. The second and third dates correspond to well-

developed stages (booting to flowering). The two distributions have significant differences in their mean values. However, they are also largely overlapped. For rice/non-rice classification, the variance of the distributions of the pixel-based HH/VV needs to be reduced. This is achieved by speckle filtering that will result in an increase in the number of looks of each pixel.

Fig. 4 can be used to estimate the number of looks required in the pixel-based classification. The ASAR APP data at incidence IS2 have a number of looks equal to 1.4. With Δr equal to 4.7 dB (at the date of June 2), the probability of error PE should be around 35%. To decrease the probability of error to 10%, the equivalent number of looks (ENL) should rise to around 12. Likewise, if $\Delta r = 3.5$ dB, ENL is around 20.

3) *Multichannel Filtering*: A multichannel filter described in [25] was developed to reduce the speckle noise in SAR images and thus increase the original number of looks in the image to a higher ENL, without reducing the spatial resolution. The filter linearly combines M input images on a pixel-to-pixel basis, to create M output images with reduced speckle. For uncorrelated images with the same number of looks L , the linear combination is

$$J_k(x, y) = \frac{\langle I_k(x, y) \rangle}{M} \sum_{i=1}^M \frac{I_i(x, y)}{\langle I_i(x, y) \rangle} \quad (6)$$

where

$J_k(x, y)$ radar intensity of output image k at pixel (x, y) ;
 $I_i(x, y)$ radar intensity of input image i at pixel (x, y) ;
 $\langle I_i(x, y) \rangle$ local average intensity of input image i at pixel (x, y) .

The local average intensity is calculated using an averaging window of N pixels.

The theoretical value of the ENL of the output filtered images is

$$ENL = \frac{M \times N \times L}{M + N - 1}. \quad (7)$$

With $M = 20$ images (ten dates and two polarizations) of $L = 1.4$ look, we calculate from (7) that the requested ENL of 12 requires an averaging window (N) of at least 14 pixels. A 5×5 square window (25 pixels) is chosen in this study for the multichannel filtering, resulting in an ENL of 15.9.

Similarly, if the requested ENL is 20, $N = 46$, and the window size is 7×7 .

4) *Statistical Analysis After Filtering of the ASAR Images*: Fig. 5(b) shows the same histograms of rice and non-rice pixels as in Fig. 5(a), but after filtering. The separability of the two classes for the fully grown stages is improved significantly. In particular, it is to be noted that the filtering can reveal rice pixels with different calendars, as in the result of the last date, where a part of the rice fields have been harvested, resulting in a bimodal histogram. As a consequence, the values of r_B have been calculated on an area with a nonnegligible proportion of non-rice pixels and must be re-estimated. To do so, we consider that, since the two modes of the bimodal histograms are relatively well separated, the theoretical pdf given in (1) and the rice mode in the histogram have their maxima at the same

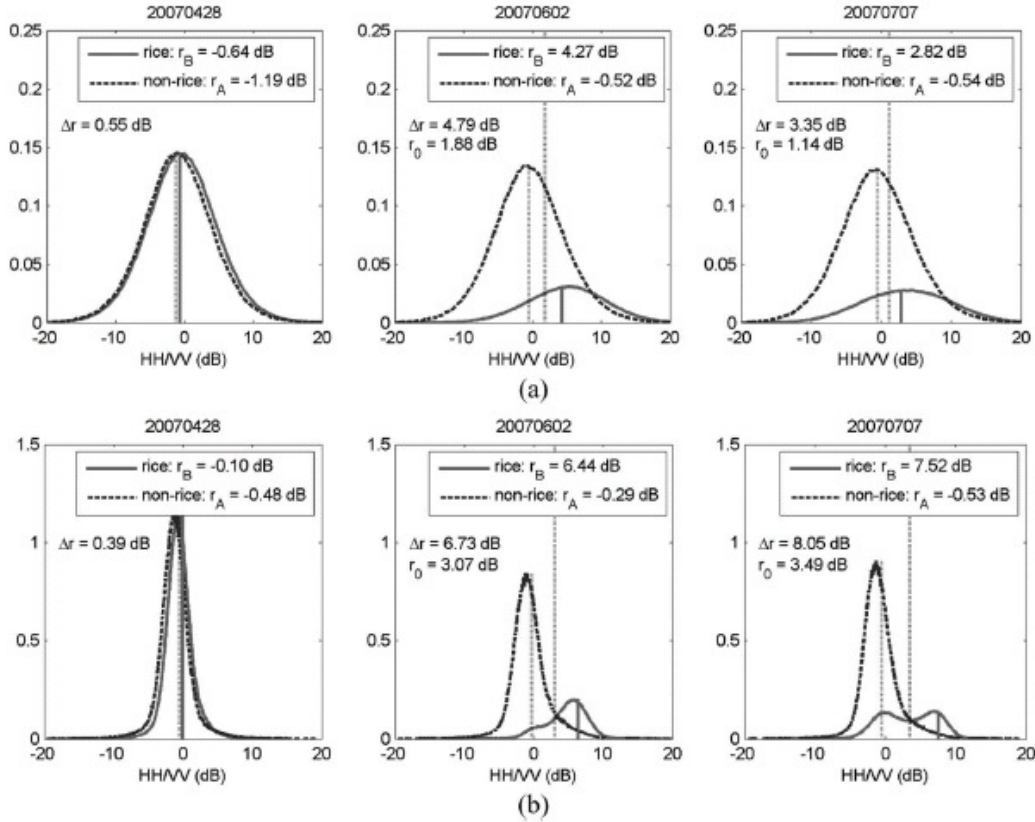


Fig. 5. (a) Histograms of the polarization ratio HH/VV for (full line) rice and (dashed line) non-rice classes during the Summer–Autumn season. (Vertical lines) r_A and r_B are the $\langle HH \rangle / \langle VV \rangle$ values of each class, and Δr is the distance between the two classes. Vertical dotted lines represent the optimal threshold r_0 . (b) Histograms of the polarization ratio HH/VV for (full line) rice and (dashed line) non-rice classes during the Summer–Autumn season after image filtering. (Vertical lines) r_A and r_B are the estimated parameters of the theoretical pdf of each class, and Δr the distance between the two classes. Vertical black dotted lines represent the optimal threshold r_0 .

polarization ratio value $r_{\max}$. Furthermore, $r_{\max}$ is analytically found from (1) to be directly related to r_B

$$r_{\max} = \frac{L-1}{L+1} r_B \quad (8)$$

where L is the ENL (15.9 here). r_B and r_A are thus estimated at each date by retrieving $r_{\max}$ from the rice and non-rice histograms, respectively, and using (8). The newly estimated values of r_A , r_B , r_0 , and Δr for the three dates of the Summer–Autumn season are shown in Fig. 5(b), and Fig. 6 shows the values of r_A , r_B , and Δr for the ten images available in the three rice seasons in 2007, as well as the previously estimated values from Fig. 3 for comparison. The new values exhibit a higher class separability, with Δr higher than 5 dB at two dates per season and reaching a maximum of 8 dB. The corresponding values of r_0 range from 2.0 to 3.5 dB, with a mean value around 3 dB.

IV. IMPLEMENTATION OF RICE MAPPING ALGORITHMS

A. Principles

The rice mapping methods are tested on the 2007 Summer–Autumn rice season. The test is performed on single- and multirate data sets.

The single-date mapping method relies on the use of a threshold on the polarization ratio using the optimal threshold

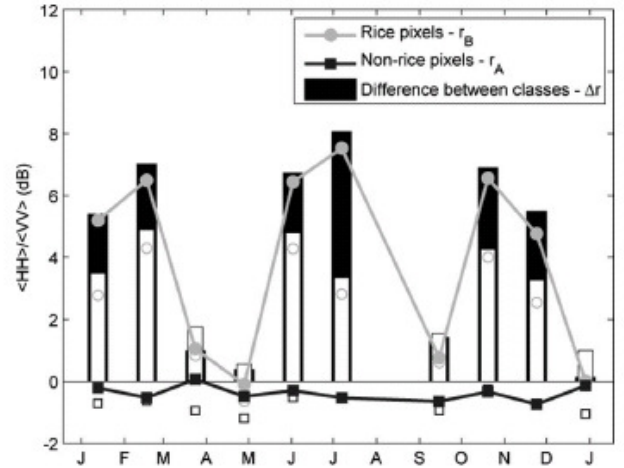


Fig. 6. Estimated values of r_A and r_B for (gray circles) rice and (black squares) non-rice classes in 2007, and Δr in black. Empty symbols and bars represent the previously estimated values from Fig. 3.

given in (2). For the Summer–Autumn season, with the APP image from June 2, a pixel is classified as rice when its polarization ratio is higher than $r_0 = 3.07$ dB and classified as non-rice if otherwise. To remove noise in the rice maps induced by remaining speckle effects or filtering artifacts, the clusters detected as rice with a size of less than 100 pixels (about 1.4 ha) are removed from the rice class. This is based on the fact

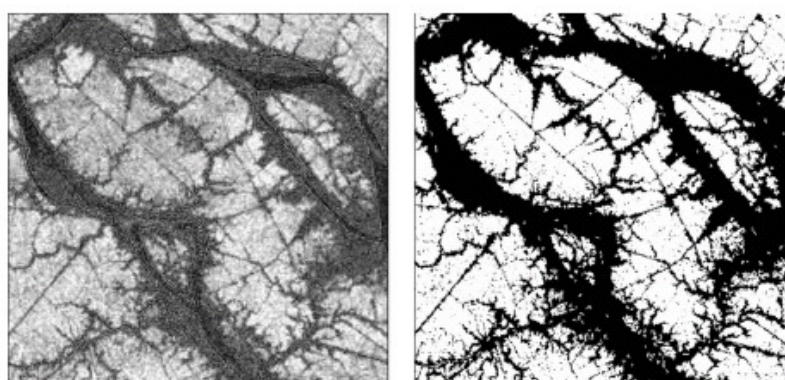


Fig. 7. (Left) Polarization ratio image of the filtered ASAR data on June 2 in the Cho Moi district and (right) derived Summer–Autumn rice map using the multirate method, white pixels = rice.

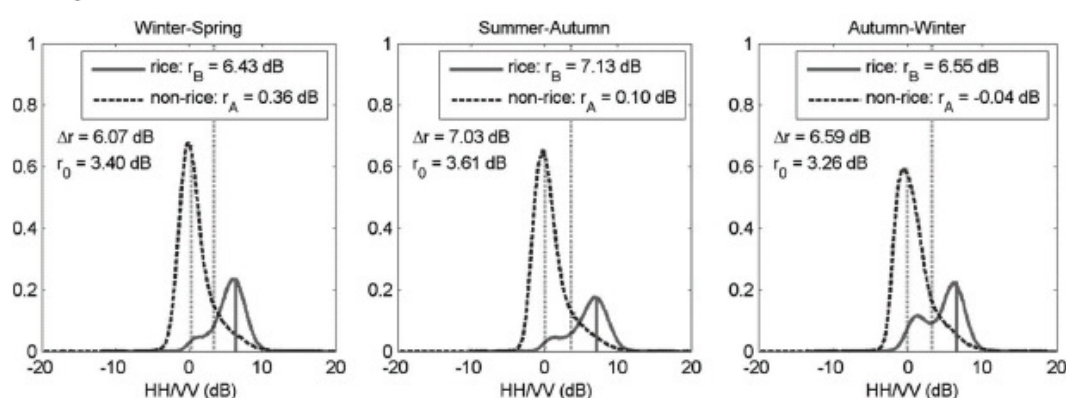


Fig. 8. Histograms of the maximum polarization ratio HH/VV of the (full line) rice and (dashed line) non-rice classes during (left) the Winter–Spring season, (middle) the Summer–Autumn season, and (right) the Autumn–Winter season in 2007, after image filtering, in the Cho Moi district.

that, in the Mekong Delta, rice cultivation is often organized by cooperatives of several farmers' owned fields. Rice fields, even of small size, are usually regrouped in large units.

The single-date method is expected to provide early mapping results. However, the rice fields in a same area can have a slightly shifted calendar. In the previous case (single-date mapping on June 2), later sown fields may have a higher polarization ratio on the next acquired date (July 7) and may be best detected at this date, when earlier sown fields are already harvested. This constitutes a potential source of omission error (rice classified as non-rice) in the single-date method. Comparatively, commission error (non-rice classified as rice) is expected to be much lower than omission error. The overall error can thus be reduced if the classification is applied to all available dates when Δr is higher than 4 dB (here, two dates per season). In this multirate method, a pixel is assigned to rice class if it is classified as rice (according to the single-date method) for at least one of the dates.

Fig. 7 shows the June 2 image and the multirate rice map derived from the three images acquired during the Summer–Autumn season.

For the general case when no GIS data are available, the optimal thresholds r_0 and the difference between classes Δr at each date cannot be calculated, and the mapping method cannot be applied exactly as described previously. Therefore, there is a need to define a default threshold suitable for rice mapping at any date. With a constant default threshold, the multirate method consists of the union of the rice maps obtained by the

single-date method at each available date within the season and is therefore strictly equivalent to applying this threshold on the maximum value of HH/VV in all the available dates for each pixel. The histograms of the maximum value of HH/VV of rice and non-rice at the three seasons for each pixel are shown in Fig. 8 and indicate a default threshold around 3 dB, which is consistent with the r_0 values found previously.

This method can be used sequentially to provide results early in the season that can be improved in near-real time at each further data acquisition during the season.

B. Validation and Discussion

The results of these methods are assessed using the rice and non-rice masks derived from the GIS data. To reduce errors due to the possible position shift between the geocoding of the ASAR data and that of the GIS, and potential inaccuracies in the GIS polygon delineation, each polygon of the GIS is eroded (3×3 kernel) to take into account only validation pixels that have higher reliability. The GIS gives information on the spatial distribution of rice fields, but not on the cropping systems. A field labeled as rice can be grown at one, two, or three of the rice seasons. Therefore, to allow comparison between the GIS data and ASAR results, the yearly spatial distribution of rice is derived from the rice maps obtained by the single- or multirate methods at the three seasons. This spatial distribution consists in the collection of the pixels that are detected as rice during at least one of the three seasons.

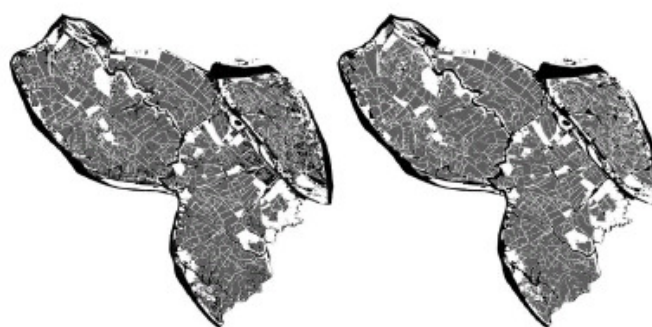


Fig. 9. (Left) Yearly spatial distribution of rice fields derived by ASAR, and (right) land use reported by the GIS, where rice appears in gray, non-rice in black, and pixels not included in the GIS in white.

TABLE I
SOWN AREA IN THE CHO MOI DISTRICT IN 2007 FOR EACH SEASON AND TOTAL
SOWN AREA RETRIEVED BY THE SINGLE- AND MULTIDATE METHODS

	Total	Winter-Spring	Summer-Autumn	Autumn-Winter
Single-date method	45336 ha	15952 ha	16015 ha	13369 ha
Multi-date method	49909 ha	17825 ha	17855 ha	14228 ha
% Difference	+9,2%	+10,5%	+10,3%	+6,0%

The comparison between rasterized GIS pixels and the rice spatial distribution derived from ASAR in Fig. 9 shows a pixel-based agreement of 89.9% (commission rate = 2.8%, omission rate = 7.3%, with respect to rice) for the multirate method and 85.6% (commission rate = 2.2%, omission rate = 12.2%, with respect to rice) for the single-date method. Several causes can be the sources of disagreement: 1) changes in land use between 2005 (GIS) and 2007 (ASAR); 2) the position shift between ASAR and GIS; 3) initial errors in the GIS; and 4) error attributable to the ASAR method. Despite the error sources, 90% of agreement is a promising result.

These results confirm that the multirate method reduces omission error without increasing much commission error, compared to the single-date method.

The improvement induced by the multirate method (using all dates available within a season) over the single-date method (using the optimal date within a season) can also be assessed by comparing the sown areas retrieved by the two methods for each season, given in Table I, to the sown areas given in official statistics. The Agriculture and Rural Development Department of the An Giang province, which provides yearly statistics of rice sown area, has published the statistics for the first season in 2007 (Winter–Spring). The value of 17 886 ha for the Cho Moi district is in very good agreement with the multirate SAR-based results (17 825 ha), while the single-date results underestimate the sown area by 11% (15 952 ha). The figures for the two last seasons will be published during 2008.

C. Extension to the Whole Province

The method is applied on images of the two tracks to map rice crops in the An Giang province.

To map rice area for the four rice seasons (Winter–Spring, Summer–Autumn, Autumn–Winter, and main wet season), the

multirate method with a constant threshold at 3 dB was applied as follows:

- 1) Winter–Spring using six dates: February 1, March 8, and April 12 (western track), and January 13, February 17, and March 24 (eastern track);
- 2) Summer–Autumn using six dates: May 17, June 21, and July 26 (western track), and April 28, June 2, and July 7 (eastern track);
- 3) Autumn–Winter and main wet season together using five dates: August 30 and October 4 (western track), and September 15, October 20, and November 24 (eastern track).

Autumn–Winter and main wet season rice were then separated by considering that main wet season rice was grown only as a single crop (i.e., no rice at the two other seasons).

Fig. 10 shows the results where rice crops at all seasons are distinguished.

The estimated planted areas for the An Giang province are the following: 224 273 ha in the Winter–Spring season, 222 746 ha in the Summer–Autumn season, 72 070 ha in the Autumn–Winter, and 4973 ha in the main wet season, which make a total of 524 061 ha of rice planted in 2007.

The Agriculture and Rural Development Department of the An Giang province publishes a Winter–Spring sown area of 229 694 ha for the An Giang province. The figures for the two last seasons will be published during 2008.

The General Statistics Office of Vietnam reports the paddy rice planted areas for each province in the country [26] divided into three categories: Spring, Autumn, and Winter paddies. After an examination of these statistics, it appears that Spring paddy corresponds to the Winter–Spring season, Autumn paddy to the sum of Summer–Autumn and Autumn–Winter seasons, and Winter paddy to the main wet season.

Fig. 11 shows the evolution of the planted areas of rice in the recent past years (1995–2006) together with the 2007 area as assessed by ASAR.

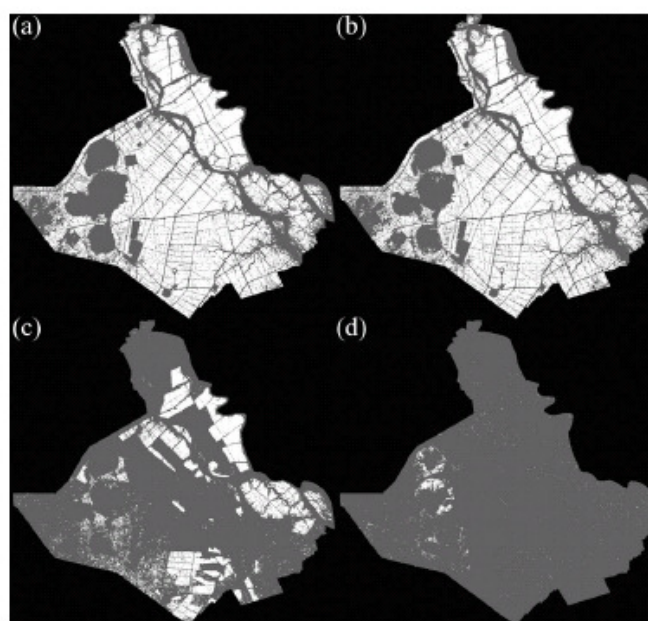


Fig. 10. Rice maps of the An Giang province derived from the multirate method for (a) Winter-Spring, (b) Summer-Autumn, (c) Autumn-Winter, and (d) main wet season in 2007 (white is rice, gray is non-rice, and black is outside An Giang province).

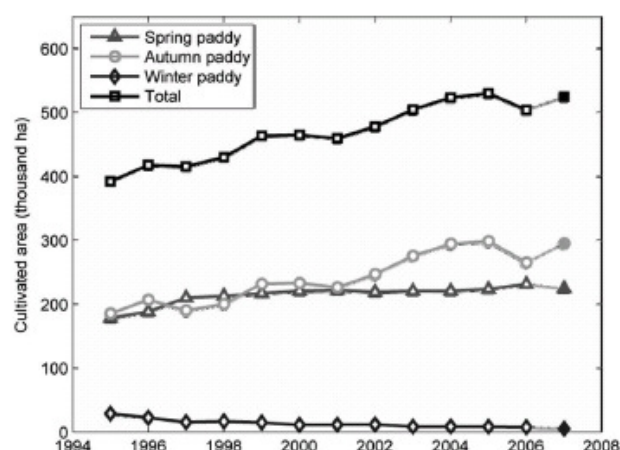


Fig. 11. Cultivated area of paddy rice in the An Giang province as reported by the General Statistics Office of Vietnam (1995–2006) and derived from the retrieved rice maps (2007).

In general, there is an increase in area for the main seasons: Spring and Autumn paddy (and a decrease in Winter paddy). The total rice grown area increases of about 35% from 1995 to 2005. The increase is particularly significant for the Autumn paddy since 2002. It can be understood that, after the big floods in years 1999–2000, the dike network was intensified to protect the region from floodwater. As a consequence, Autumn–Winter rice could be grown in places where it was not possible before. The increase in Autumn rice is diminished in 2006 when less rice has been planted to avoid the propagation of a disease inoculated by brown planthoppers that occurred since the end of 2005. According to our results, the 2007 Autumn rice is back to the level of 2005. Of course, this needs to be further verified.

V. CONCLUSION

Methods for rice field mapping based on the use of the polarization ratio HH/VV of ASAR APP data at a single date

or at multiple dates (maximum of three in the same satellite track) have been developed and validated at a test area in the Mekong Delta, Vietnam, with a pixel-based agreement with local (district) GIS information of around 90%.

The results obtained for the rice season have been compared to the statistics of the province of An Giang. The SAR method has provided the quasi-exact values published in February 2007 for the planted area of the first rice season in 2007. This promising result shows that methods using SAR data can be timely and cost effective.

The method is well-suited to regions where fields have multiple crops and shifted calendars. HH/VV is expected to remain high even for drained fields; this has to be further studied. A default threshold on the HH/VV values was defined to make the method more general. Therefore, this mapping method is expected to be operational with the advanced satellite SAR systems at C-band providing HH and VV data together, such as ASAR and RADARSAT-2.

Further works will consist of an improvement of the method by using HH/VV and the temporal change of HH and/or VV in the multirate approach. The method will be tested for rice mapping in the entire Mekong Delta, using both ENVISAT APP and Wide Swath (ScanSAR) data.

ACKNOWLEDGMENT

The ENVISAT/ASAR data used in this study were provided by ESA (Cat-1 AO Project 697).

REFERENCES

- [1] IRRI, *January 2008 Press Release*. [Online]. Available: <http://www.irri.org/media/press/press.asp?id=168>
- [2] FAO, *FAOSTAT (Food and Agriculture Organization)*. [Online]. Available: <http://faostat.fao.org/site/567/default.aspx>
- [3] X. Xiao, S. Boles, S. Froking, W. Salas, B. Moore, III, and C. Li, "Observation of flooding and rice transplanting of paddy rice fields at the site

- to landscape scales in China using VEGETATION sensor data," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 23, no. 15, pp. 3009–3022, Aug. 2002.
- [4] X. Xiao, S. Boles, J. Liu, D. Zhuang, S. Frolking, C. Li, W. Salas, and B. Moore, III, "Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images," *Remote Sens. Environ.*, vol. 95, no. 4, pp. 480–492, Apr. 2005.
- [5] X. Xiao, S. Boles, S. Frolking, C. Li, J. Y. Babu, W. Salas, and B. Moore, III, "Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images," *Remote Sens. Environ.*, vol. 100, no. 1, pp. 95–113, Jan. 2006.
- [6] T. Sakamoto, N. V. Nguyen, H. Ohno, N. Ishitsuka, and M. Yokozawa, "Spatio-temporal distribution of rice phenology and cropping systems in the Mekong Delta with special reference to the seasonal water flow of the Mekong and Bassac rivers," *Remote Sens. Environ.*, vol. 100, no. 1, pp. 1–16, Jan. 2006.
- [7] T. Le Toan, F. Ribbes, L.-F. Wang, N. Floury, K.-H. Ding, J. A. Kong, M. Fujita, and T. Kurosu, "Rice crop mapping and monitoring using ERS-1 data based on experiment and modeling results," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 35, no. 1, pp. 41–56, Jan. 1997.
- [8] L.-F. Wang, J. A. Kong, K.-H. Ding, T. Le Toan, F. Ribbes-Baillarin, and N. Floury, "Electromagnetic scattering model for rice canopy based on Monte Carlo simulation," *Prog. Electromagn. Res.*, vol. 52, pp. 153–171, 2005.
- [9] T. Kurosu, M. Fujita, and K. Chiba, "Monitoring of rice crop growth from space using the ERS-1 C-band SAR," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 33, no. 4, pp. 1092–1096, Jul. 1995.
- [10] F. Ribbes and T. Le Toan, "Rice field mapping and monitoring with RADARSAT data," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 20, no. 4, pp. 745–765, Mar. 1999.
- [11] Y. Shao, X. Fan, H. Liu, J. Xiao, S. Ross, B. Brisco, R. Brown, and G. Staples, "Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT," *Remote Sens. Environ.*, vol. 76, no. 3, pp. 310–325, Jun. 2001.
- [12] M. Chakraborty, S. Panigrahy, and S. A. Sharma, "Discrimination of rice crop grown under different cultural practices using temporal ERS-1 synthetic aperture radar data," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 52, no. 4, pp. 183–191, Aug. 1997.
- [13] M. Chakraborty, K. R. Manjunath, S. Panigrahy, N. Kundu, and J. S. Parihar, "Rice crop parameter retrieval using multi-temporal, multi-incidence angle Radarsat SAR data," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 59, no. 5, pp. 310–322, Aug. 2005.
- [14] C. Chen and H. McNairn, "A neural network integrated approach for rice crop monitoring," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 27, no. 7, pp. 1367–1393, Apr. 10, 2006.
- [15] J. Aschbacher, A. Pongsrihulchai, S. Karnchanasutham, C. Rodprom, D. R. Paudyal, and T. Le Toan, "Assessment of ERS-1 SAR data for rice crop mapping and monitoring," in *Proc. IGARSS, Firenze, Italy*, 1995, pp. 2183–2185.
- [16] S.-A. Kaojareon, J.-P. Delsol, T. Le Toan, and K. Suan Pheng, "Assessment of multi-temporal radar imagery in mapping land system for rainfed lowland rice in Northeast Thailand," *Asian J. Geoinformatics*, vol. 2, no. 4, pp. 29–44, Jun. 2002.
- [17] S. C. Liew, S.-P. Kam, T.-P. Tuong, P. Chen, V. Q. Minh, and H. Lim, "Application of multitemporal ERS-2 synthetic aperture radar in delineating rice cropping systems in the Mekong River Delta, Vietnam," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 36, no. 5, pp. 1412–1420, Sep. 1998.
- [18] N. Lam Dao, T. Le Toan, and N. Floury, "The use of SAR data for rice crop monitoring, a case study of Mekong river delta—Vietnam," in *Proc. Asian Conf. Remote Sens.*, Hanoi, Vietnam, 2005.
- [19] Y. Inoue, T. Kurosu, H. Maeno, S. Uratsuka, T. Kozu, K. Dabrowska-Zielinska, and J. Qi, "Season-long daily measurements of multifrequency (Ka, Ku, X, C, and L) and full-polarization backscatter signatures over paddy rice field and their relationship with biological variables," *Remote Sens. Environ.*, vol. 81, no. 2/3, pp. 194–204, Aug. 2002.
- [20] C. Indrani, M. Chakraborty, and J. S. Parihar, "Estimation of rice growth parameter and crop phenology with conjunctive use of RADARSAT and ENVISAT," in *Proc. Envisat Symp.*, Montreux, Switzerland, 2007.
- [21] J. Chen, H. Lin, and Z. Pei, "Application of ENVISAT ASAR data in mapping rice crop growth in Southern China," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 4, no. 3, pp. 431–435, Jul. 2007.
- [22] General Statistics Office of Vietnam, *Structure of Used Land by Province*. [Online]. Available: http://www.gso.gov.vn/default_en.aspx?tabid=466&idmid=3&ItemID=6135
- [23] B. Rosich and P. Meadows, European Space Agency, *Absolute Calibration of ASAR Level 1 Products Generated With PF-ASAR*. Technical Note. [Online]. Available: http://earth.esa.int/pub/ESA_DOC/ENVISAT/ASAR/ASAR_products_absolute_calibration_v1.5.pdf
- [24] E. Rignot and J. van Zyl, "Change detection techniques for ERS-1 SAR data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 31, no. 4, pp. 896–906, Jul. 1993.
- [25] S. Quegan and J. J. Yu, "Filtering of multichannel SAR images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 39, no. 11, pp. 2373–2379, Nov. 2001.
- [26] General Statistics Office of Vietnam, *Agriculture, Fishery and Fishery Statistical Data*. [Online]. Available: http://www.gso.gov.vn/default_en.aspx?tabid=469&idmid=3



Alexandre Bouvet was born in France, in 1981. He received the B.S. degree in engineering from the Ecole Nationale Supérieure d'Aéronautique et de l'Espace, Toulouse, France, in 2004. He is currently working toward the Ph.D. degree on the monitoring of rice paddies from space at the Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère, Toulouse.

His interests include synthetic aperture radar (SAR) image processing and the use of SAR remote sensing data in land applications.



Thuy Le Toan received the Ph.D. degree in nuclear physics from the Paul Sabatier University, Toulouse, France.

Since 1995, she has been with the Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère, Toulouse, where she is leading research activities in the area of microwave remote sensing applied to natural surfaces, including experimentation and modeling of microwave interaction with agricultural and forested media. Her current interest is on the use of remote sensing data to quantify the effect of land processes on the carbon cycle. She has been a Project Coordinator and Principal Investigator on several synthetic aperture radar (SAR) campaigns and projects dealing with spaceborne SARs. She is leading current projects using the Environmental Satellite/Advanced SAR for rice monitoring in Vietnam and China (the European Space Agency (ESA)–China Ministry of Science and Technology Dragon rice project), and projects using Advanced Land Observing Satellite (ALOS) Phased Array type L-band SAR (PALSAR) for forest observations. She is conducting studies to assess P-band SAR for forest biomass retrieval.

Dr. Le Toan is member of the ALOS Kyoto and Carbon Science team, and the Chairperson of the BIOMASS Mission Assessment Group, working toward the phase A selection by ESA for the next Earth Explorer Core mission.



Nguyen Lam-Dao received the Engineering degree in geodesy from Ho Chi Minh City University of Technology, Ho Chi Minh City, Vietnam, and the M.E. degree in remote sensing and geographic information systems from Asian Institute of Technology, Thailand, in 1996. He is currently working toward the Ph.D. degree in radar remote sensing of vegetation at the University of Southern Queensland, Toowoomba, Australia, and Vietnam National University, Ho Chi Minh City.

Since 1990, he has been with the Center for Space Physics and Remote Sensing Technology, Ho Chi Minh City, Vietnam. The current name of the center is GIS and Remote Sensing Research Center, Ho Chi Minh City Institute of Resources Geography. His research interests include experimental analysis and image processing toward applications.

Chapitre 5

Cartographie des rizières à large échelle basée sur le changement temporel de la rétrodiffusion

Article 3 :

Bouvet A., Le Toan T.

"Use of ENVISAT/ASAR wide-swath data for timely rice fields mapping in the Mekong river delta"

soumis à *Remote Sensing of Environment* le 8 juin 2009

en révision le 30 juillet 2009

5.1. Introduction

Dans le chapitre précédent, une méthode de classification du riz utilisant le rapport de polarisation HH/VV a été développée et appliquée à des images APP de l'instrument ASAR pour cartographier les trois saisons de riz annuelles dans une province du Vietnam. Cette méthode robuste apporte des améliorations par rapport à celles basées sur le changement temporel de la rétrodiffusion en HH ou VV pour des images de fauchée similaire. Néanmoins, elle ne peut être appliquée aux données du mode WSM, qui ne contiennent qu'une seule polarisation (HH ou VV), et dont la large fauchée présente un intérêt dans l'optique d'une couverture à large échelle.

Dans ce chapitre, nous proposons donc d'adapter aux données WSM les méthodes de cartographie du riz utilisant un seuil sur le changement temporel de la rétrodiffusion en HH ou VV en bande C. Ces méthodes ont déjà été appliquées par le passé dans des sites de plusieurs pays d'Asie, à partir de données SAR issues des satellites ERS ou Radarsat, et ont fourni de bons résultats, mais n'ont été testées que sur des zones relativement petites du fait de la fauchée réduite des instruments utilisés, avec une variation de l'angle d'incidence limitée, et sur des sites où les dates de culture étaient bien connues. Pour l'utilisation de données WSM, qui possèdent une fauchée large de 400km avec un angle d'incidence qui varie entre 17 et 42°, l'enjeu consiste notamment à s'affranchir de l'effet de l'angle d'incidence, et à veiller à ce que la fréquence des observations soit suffisante pour assurer une bonne séparabilité des classes de riz et non-riz. Il a en effet été montré dans l'Article 1 que la fréquence de revisite

d'ENVISAT (tous les 35 jours) était insuffisante, surtout pour les variétés de riz possédant un cycle de croissance court.

Dans l'Article 3, l'algorithme de cartographie a été développé tout d'abord sur la province d'An Giang, en utilisant pour la validation les cartes obtenues dans le Chapitre 4 et l'Article 2 avec la méthode du rapport de polarisation HH/VV. Cette nouvelle méthode utilisant le changement temporel a ensuite été appliquée à l'ensemble du Delta du Mékong, et validée en comparant les surfaces cultivées calculées à partir de ces cartes aux données statistiques correspondantes fournies par le Bureau National de Statistiques.

5.2. Résultats

5.2.1. Méthode

Le principe de l'identification des rizières à partir de leur changement temporel en co-polarisation repose sur le fait qu'en début de saison, les rizières sont inondées et présentent donc une faible rétrodiffusion, et qu'à mesure que le riz pousse, la rétrodiffusion augmente grâce aux contributions croissantes de l'interaction surface-volume et de la diffusion de volume.

Les valeurs de la rétrodiffusion sont différentes selon l'angle d'incidence, à la fois au stade de l'inondation et aux stades de croissance ultérieurs. Il est donc exclu d'utiliser des seuils sur les images SAR pour détecter l'inondation des champs par exemple, car un tel seuil devrait dépendre de l'incidence et donc être variable au sein d'une même image. L'augmentation de la rétrodiffusion, cependant, est importante quelle que soit l'incidence. On doit donc pouvoir utiliser un même seuil sur une toute une image du changement temporel HH_2/HH_1 , c'est-à-dire sur toute sa gamme d'incidence. Plus encore, il devrait être possible de combiner des images du changement temporel issues de traces différentes du satellite, et donc avec des angles d'observation différents.

Dans cette étude, des séries temporelles d'images WSM en polarisation HH ont été acquises sur le Delta du Mékong, sur trois traces du satellite différentes (une ascendante et deux descendantes). Dans chaque série temporelle, deux acquisitions successives sont séparées de

35 jours. Afin d'augmenter cette fréquence d'observation, on a cherché à combiner les différentes traces ensemble.

Dans un premier temps, les images de changement temporel entre deux acquisitions consécutives d'une même trace ont été calculées. On obtient ainsi un premier produit intermédiaire, les images TC (pour Temporal Change).

On a ensuite regroupé ces images TC en paquets de 1 à 3 images issues des 3 traces et partageant une proximité temporelle. On a retenu la valeur maximale du changement temporel sur les images de chaque paquet afin d'obtenir des produits multi-traces répartis tous les 35 jours, les images MTC (pour Multi-track Temporal Change).

En parallèle, des séries temporelles d'images optiques du satellite SPOT/VEGETATION ont été traitées afin d'obtenir des cartes de NDVI à résolution kilométrique tous les 10 jours sur le Delta du Mékong. Ces cartes ont servi à tracer des profils annuels du NDVI sur quelques pixels sélectionnés dans chaque province, d'où l'on a extrait les dates de début et de fin de chaque saison de riz dans chaque province, permettant de savoir quelles images MTC prendre en compte pour la cartographie des rizières. On a ensuite produit des images STC (pour Seasonal Temporal Change) en gardant la valeur maximale des images MTC sur les dates retenues pour chaque saison et pour chaque province.

On a finalement appliqué un seuil à ces images STC pour produire des cartes de riz aux trois saisons considérées.

La Figure 17 résume les différentes étapes conduisant à la production de ces cartes.

5.2.2. Cartographie et validation

En raison des dates disponibles, la classification n'a pu se faire que pour deux des trois saisons de riz cultivées dans la région, à savoir la « saison 2 » et la « saison 3 », correspondant aux saisons été-automne et automne-hiver pour la province d'An Giang.

La Figure 18 montre les résultats de la cartographie sur le Delta du Mékong.

Les superficies cartographiées sont calculées pour chaque province et comparées aux statistiques. Les deux jeux de données fournissent des surfaces très comparables avec un coefficient de détermination $R^2=0,92$ et une erreur quadratique moyenne d'environ 26000ha.

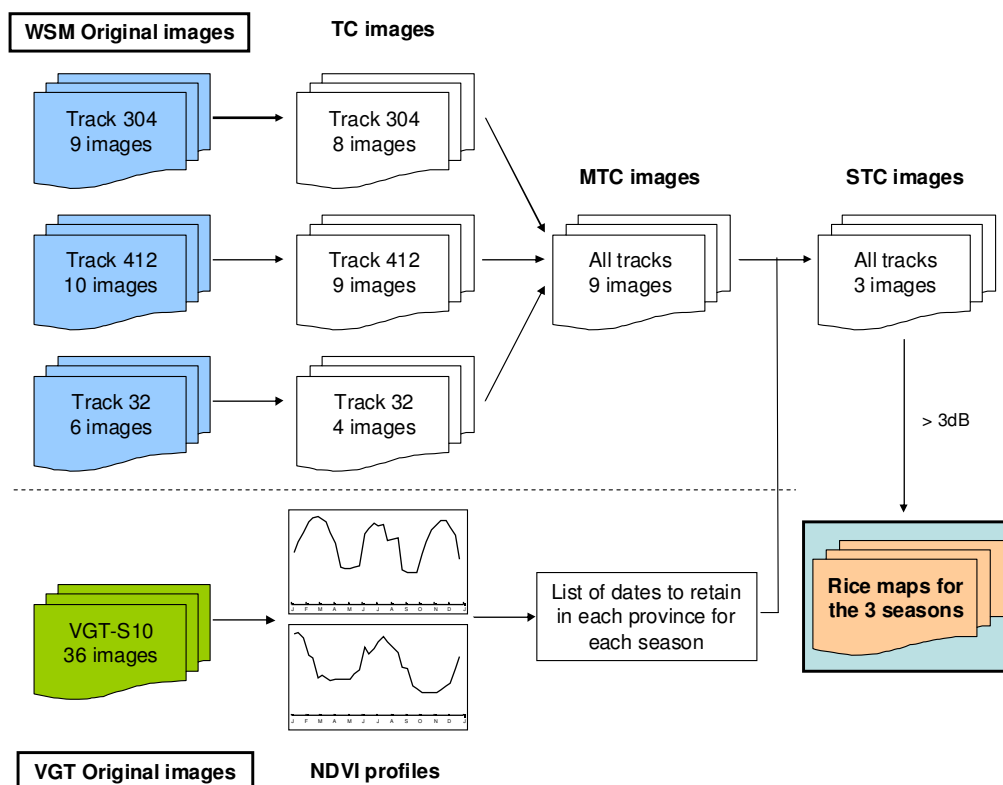


Figure 17. Schéma récapitulatif de la méthode de cartographie des rizières utilisant le changement temporel de la rétrodiffusion en HH.

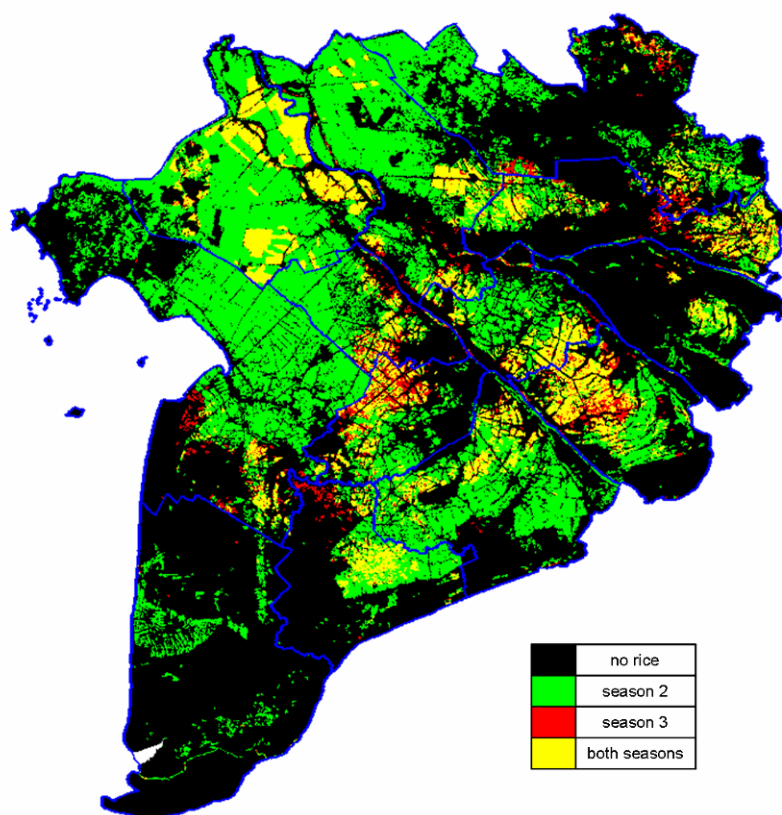


Figure 18. Carte des saisons 2 et 3 dérivée des images STC.

5.3. Conclusions

La méthode de cartographie des rizières tirant partie du changement temporel de la rétrodiffusion a été transposée avec succès aux données de large fauchée WSM, et a permis de produire des cartes de riz par saison sur un territoire de 275km sur 260km.

Outre les données WSM d'ASAR, la méthode devrait pouvoir être actuellement appliquée avec profit aux modes ScanSAR des satellites RADARSAT, et dans le futur aux données des satellites Sentinel-1 et RISAT-1. La difficulté principale réside dans la possibilité d'acquérir des séries temporelles complètes d'images SAR acquises dans le même mode. En effet, il a été constaté sur d'autres sites (en Chine notamment lors du projet Dragon) que les multiples conflits d'acquisition de données entre les utilisateurs, scientifiques ou commerciaux, rendaient très difficile la constitution de jeux de données temporels homogènes avec le capteur ASAR, qui offre un très grand choix de configurations d'acquisition (mode, polarisation). A ce titre, la constellation Sentinel-1, fonctionnant en un nombre réduit de modes d'acquisition, est particulièrement prometteuse. Le satellite RISAT-1 risque en effet, dans cette optique, de pâtir comme ASAR de la possibilité qu'il offre d'acquérir notamment des images de haute résolution sur des fauchées réduites.

Au Vietnam, de nouvelles pratiques agricoles ont vu le jour au cours des dernières années, qui consistent notamment à effectuer un semis direct de grains de riz germés sur une terre mouillée plutôt que de procéder au repiquage des plantes sur champ inondé. L'effet de ces nouvelles pratiques ne devraient toutefois pas empêcher l'algorithme présenté dans cet article de détecter les rizières, car quelques jours après le semis direct, les champs sont inondés et la rétrodiffusion chute pour ensuite augmenter avec la croissance du riz, comme indiqué dans l'Article 4 dans l'Annexe C. Toutefois, l'adoption de ces nouvelles pratiques rend encore plus critique la nécessité d'avoir des observations fréquentes, car la période d'inondation, pendant laquelle la rétrodiffusion est très faible, est raccourcie par rapport aux méthodes traditionnelles.

5.4. Article

USE OF ENVISAT/ASAR WIDE-SWATH DATA FOR TIMELY RICE FIELDS MAPPING IN THE MEKONG RIVER DELTA

Alexandre Bouvet⁽¹⁾, Thuy Le Toan⁽¹⁾

*(1) Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère (CESBIO)
18 Avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 9, France
Email: Alexandre.Bouvet@cesbio.cnes.fr*

Abstract:

Because of the importance of rice for the global food security and because of the role of inundated paddy fields in greenhouse gases emissions, monitoring the rice production worldwide has become a challenging issue for the coming years. Local rice mapping methods have been developed previously in many studies by using the temporal change of the backscatter from C-band synthetic aperture radar (SAR) co-polarized data. The studies indicated in particular the need of a high data acquisition frequency. In this paper, the method is adapted to map rice at large scale with wide-swath images of the Advanced SAR (ASAR) instrument onboard ENVISAT. To increase the observation frequency, data from different satellite tracks are combined. The method is tested in the Mekong delta in Vietnam. The mapping results are compared to existing rice maps in the An Giang province, with a good agreement, and the rice cultivated areas are retrieved from the maps and successfully validated with the official statistics available at each province. The results show that the method is useful for large scale early mapping of rice areas, using current and future C band ScanSAR SAR data.

I. INTRODUCTION

Rice is the staple food for more than half of humanity. Global rice production has increased continuously in the last half-century, since the Green Revolution. In the same period, the use of chemical inputs, the introduction of modern high-yielding varieties with short growing cycles, and increased access to machinery and irrigation systems have led to a linear growth of the crop yields (+0.05ton/ha/year) (FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) 2009) as well as to an increase of the number of crops per year. This higher cropping intensity (from single to double or triple crop) together with the conversion of non-arable land to arable land have resulted in a drastic increase of rice harvested areas in the 60s and 70s (+1.4Mha/year) which slowed down in the 80s and 90s (+0.46Mha/year) and has tended to stabilize over the last ten years as a result of approaching the limits of land use and of cropping intensity, however with a large inter-annual variability due to climatic conditions and socio-economic factors. As both the increase in yield and in harvested areas will be facing limitations in the next decades, it is unlikely that rice production can keep increasing at the same rate. Meanwhile, world population, and therefore demand for food, has increased linearly over the last fifty years (+80M/year), and is projected to keep growing until around 2050 up to 9 billion inhabitants (United Nations Department of Economic and Social Affairs, Population Division 2004). This conjuncture is prone to create tensions in food markets that could lead to world food price crises - as in April 2008 when the price of rice had more than doubled in only seven months - and eventually to famines. In this context of price instability and threatened food security, tools to monitor rice production in real-time are highly needed by governments, traders and decision makers.

Moreover, rice agriculture is strongly involved in various environmental aspects, from water management to climate change due to the high emissions of methane. For this reason, a

longer-term inter-annual monitoring is also required in order to study the impact of the changes in rice areas and in cultural practices that are likely to occur in the next years to face the economic and environmental context.

Satellite remote sensing data offer a unique possibility to provide frequent and regional to global-scale observations of the Earth over a long period (the lifespan of a satellite is around 10 years, and satellites are launched regularly to provide continuity in the data).

Optical sensors are seriously limited by frequent cloud cover in tropical and sub-tropical areas where rice is grown in majority. A study combining agricultural census data and a large dataset of Landsat TM imagery allowed producing maps of the distribution of rice agriculture in China at a 0.5° spatial resolution (Frolking et al. 2002). However, to achieve the coverage of such a large area with high-resolution (30m) optical images, a consequent amount of data (520 scenes) had to be collected over a period of two years, which makes the method unsuitable for the production of timely statistics or yearly results. Because of the need of a high temporal observation frequency so as to get enough cloud-free images, a frequent global coverage can be ensured only through the use of medium resolution (around 250m-1km) sensors, such as the MODerate resolution Imaging Spectrometer (MODIS), VEGETATION, or the MEdium Resolution Imaging Spectroradiometer (MERIS). The joint analysis of time-series of vegetation and water indices derived from these sensors, such as the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), the Enhanced Vegetation Index (EVI), or the Normalized Difference Water Index (NDWI), also known as the Land Surface Water Index (LSWI), exhibits a specific temporal behaviour during flooding of rice paddies and transplanting of rice plants, which has been exploited to map the spatial distribution of rice agriculture at large scales in China using VEGETATION (Xiao et al. 2002a; Xiao et al. 2002b) and MODIS (Xiao et al. 2005), and in South and South-East Asia using MODIS (Xiao et al. 2006). Although these methods have produced very valuable outputs, none of them allows the retrieval of planted areas without the use of ancillary data. Indeed, because of the large number of mixed pixels at such spatial resolutions, the fractional cover of rice in each pixel classified as rice had to be estimated through the use of high-resolution Landsat TM imagery (Xiao et al. 2002b; Xiao et al. 2005). Also, in (Xiao et al. 2006), the cropping intensity had to be derived from national agricultural statistics datasets, and the rice distribution in the Mekong Delta was not properly reported according to the authors, probably because the flood pattern misleads the rice detection algorithm. The spatio-temporal distribution of rice phenology in the Mekong Delta has been accurately estimated by an harmonic analysis of EVI time profiles from MODIS (Sakamoto et al. 2006). However, this method is not able to discriminate rice from other crops or vegetation types, and an *a priori* identification of rice fields - e.g. by existing databases - is therefore needed.

Radar imaging systems, contrarily to optical sensors, have all weather capacity. The radar data are also well adapted to distinguish rice from other land cover types because of the specific response of the radar backscattering of inundated vegetation. The interaction between a radar electromagnetic wave and vegetation involves mainly three mechanisms: the volume scattering, the scattering from the ground attenuated by the vegetation canopy, and the multiple scattering between the volume and the ground. The last term usually brings a negligible contribution compared to the two others, except in the case of flooded fields where it can become dominant as the plants develop, as it has been demonstrated by theoretical models for the case of C-band co-polarized (HH or VV) backscatter at 23° incidence angle (Le Toan et al. 1997; Wang et al. 2005). As a result of the importance of this double-bounce volume-ground interaction, with the dominant scatterers in the volume being the plant stems, the backscattering coefficient of the HH and VV shows a significant increase during the vegetative phase, right after the low values of the flooding stage, and then decreases slightly

during the reproductive phase until harvest. The rice backscatter increase was generally observed from ERS, RADARSAT-1 or ASAR to be superior to 8 dB (sometimes much more) (Chakraborty et al. 2005; Chen and McNairn 2006; Chen et al. 2007; Choudhury and Chakraborty 2006; Kurosu et al. 1995; Le Toan et al. 1997; Liew et al. 1998; Ribbes and Le Toan 1999; Shao et al. 2001). This has led to the development of effective rice mapping methods using the temporal change of 23° incidence C-band co-polarized backscatter as a classifier (Chen and McNairn 2006; Le Toan et al. 1997; Liew et al. 1998; Ribbes and Le Toan 1999).

The vertical structure of the rice plants is responsible for another property of the rice backscattering: the vertically polarized wave is more attenuated than the horizontally polarized wave, and for that reason the ratio of the HH and VV backscattering coefficients is higher than that of most other land cover classes, reaching values around 6-7dB according to a joint analysis of ERS and RADARSAT-1 data (Le Toan et al. 1997; Ribbes and Le Toan 1999) and to the modelling of C-band HH and VV (Le Toan et al. 1997; Wang et al. 2005). A rice mapping method using the polarization ratio HH/VV as a classifier has been developed and validated at the province-scale in Vietnam, using high-resolution (30m) dual-polarization ASAR data (Bouvet et al. 2009). However, no satellite wide-swath data with dual-polarization HH and VV capability are available so far at C-band, so the use of the polarization ratio method to map rice on larger areas would require the acquisition and processing of a dissuasive amount of high resolution data. The existence of single-polarization C-band wide-swath sensors in current (ASAR, RADARSAT-2) or future (Sentinel-1, RISAT-1) systems open the way to the adaptation of the methods based on the temporal change to these medium-resolution (50-100m) data for the mapping of rice areas at large scale.

The present study aims at developing an operational method for the early assessment of rice planted areas using medium-resolution wide-swath single-polarization SAR imagery, by exploiting the outstanding temporal behaviour of rice backscattering. Section II describes the test site and data used in the study. The mapping method is developed in Section III. Section IV presents the mapping results and their validation.

II. SITE AND DATA

A. Site description

The study site is the Mekong Delta, the major rice-producing area in Vietnam. It produces more than half of the rice in Vietnam, thus accounting for around 3% of the world production. The Mekong Delta is a region constituted by 13 provinces in the southern tip of the country, covering around 40000 km² (275km from North to South, 260km from West to East), where the Mekong River approaches and empties into the South China sea through a network of nine main distributaries. The topography is very flat, with most of the land below 5m. Figure 1 presents the locations and names of the 13 provinces and the topography of the area from the Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) Digital Elevation Model (DEM). The climate is tropical (8.5°N-11°N in latitude), with the wet season starting in May and lasting until October-November, and the dry season from December to April. Seasonal floods occur in a large part of the area, starting in August in the upper Delta, then spreading to the lower Delta, peaking in September-October and lasting until the beginning of December. The floods bring large amounts of silt that contribute to the fertilization of the soil. The land is dedicated mostly to agriculture (63%), aquaculture (17.7%) and forestry (8.9%) (General Statistics Office of Vietnam), with the agricultural land comprising predominantly rice paddies, as well as orchards, sugarcane and annual crops (General Statistics Office of Vietnam). The delta is therefore a rural, but very densely populated area, with 17.7 million inhabitants.

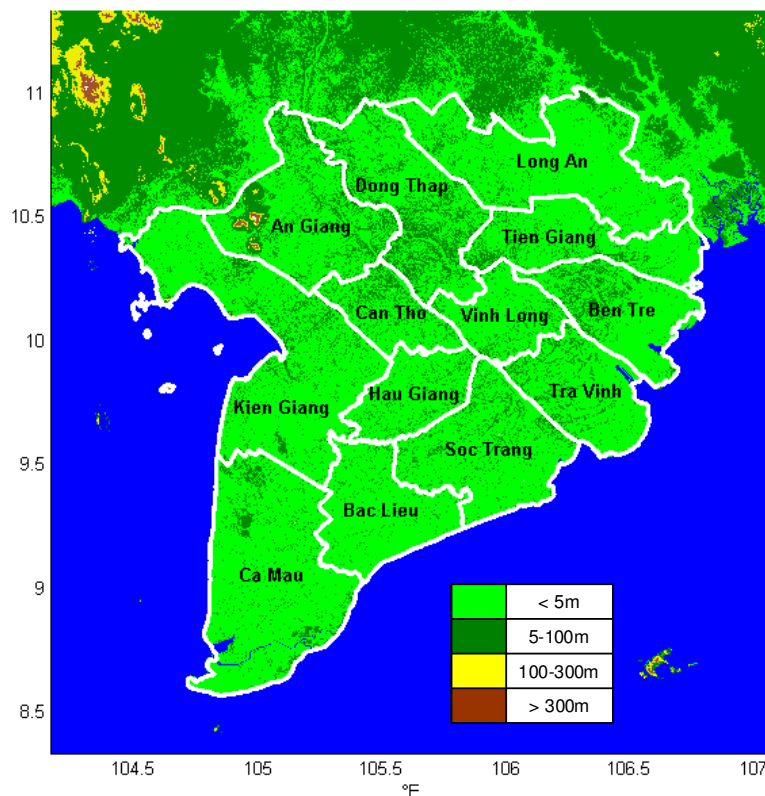


Figure 1. Map of the 13 provinces in the Mekong River Delta and topography from SRTM.

The rice cultivation pattern is quite complex. Originally, floating rice paddies were dependent on rainfall and seasonal floods, and therefore only one crop of rice was cultivated every year, during the wet season. However, in the last decades, the introduction of modern varieties, with higher yields and a shorter growth cycle, and technical components such as chemical fertilizers, pesticides, machinery and low-lift pumps together with the development of canal networks have led to the intensification of paddy agriculture, allowing to grow two or sometimes three crops of rice per year (Tanaka 1995).

The land can be divided roughly into two ecological types: inland areas and coastal areas. Inland areas are covered with a dense irrigation network and benefit from a fertile soil thanks to the sediments brought by the floods, which allow double or triple-cropping of rice. They are formed by inland provinces: An Giang, Dong Thap, Can Tho, Hau Giang, Vinh Long, the western part of Tien Giang, and Long An. Coastal areas are prone to salt intrusion in the dry season which limits the soil fertility. The major cropping patterns are therefore single rice with shrimp farming or double rice. This concerns part or all of the coastal provinces: Kien Giang, Ca Mau, Bac Lieu, Soc Trang, Tra Vinh and Ben Tre.

In inland areas, one crop of rice is grown during the dry season. This “Winter-Spring” rice (locally called “Dong-Xuan”) is planted in November-December and harvested between February and April. In the wet season, farmers grow one or two crops of rice. The “Summer-Autumn” crop (locally named “He Thu”) is planted in April-early June and harvested in July-early August. When the fields are protected from seasonal floods (dykes have been built after the 2000 record floods), a second wet-season crop is grown. This “Autumn-Winter” rice (locally named “Thu Dong”) is transplanted in August and harvested in November-December. In coastal areas where saline intrusion limits the number of rice crops per year, one Summer-Autumn rice is grown and a second crop in the “Main wet season” (locally called “Mua”),

which is planted from September to November and harvested from December to March, i.e. with a variable calendar between early, medium and late fields.

B. Statistical data

The mapping methods developed in this paper will be validated through the comparison of the planted areas retrieved from the remote sensing methods to the planted areas reported in the official national statistical data.

The statistical system in Vietnam is centralized. Statistical data are collected first at the commune level, and then aggregated at the district, province and finally country level by the corresponding statistics offices. For obvious practical reasons, most of the agricultural statistics are based on sampling at the district level, rather than on an exhaustive census. For the specific case of rice planted areas, a three-stage sampling is applied in each district, at the commune, village, and farming household levels. For the retained communes, enumerators report to the District Statistics Offices the rice planted areas in the fields owned by the selected farming households in the selected villages. The collected data are then forwarded to the Province Statistics Offices, and finally the General Statistics Office (GSO) (FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations)). Around 100000 farming households in the whole country are involved in the rice area sampling, out of a total of more than 9 million households that grow paddy (General Statistics Office). This hierarchical acquisition scheme is very time- and resource-consuming. Moreover, its accuracy is intrinsically limited by the errors consecutive to the sampling.

The General Statistics Office (GSO) publishes annual agricultural statistics for each of the 58 provinces and 5 centrally-controlled municipalities in Vietnam. For paddy rice agriculture, these statistics comprise planted area, production and yield. The different crops of rice are gathered into three categories: Spring (labelled as “Dong Xuan” in the Vietnamese database), Autumn (“He Thu”) and Winter (“Mua”) seasons. The figures for each of these three seasons in 2007 for every province are presented in Table 1. These are preliminary values. The consolidated values will be issued during the year 2009 together with the 2008 preliminary values.

Table 1. Planted area of rice by province for the three rice seasons in 2007 from national statistics (preliminary values)

	Planted area in 2007 (ha)		
	Spring	Autumn	Winter
Long An	234300	178800	15400
Tiền Giang	83400	163400	0
Bến Tre	20700	24200	34800
Trà Vinh	49700	81100	93200
Vĩnh Long	68500	89800	0
Đồng Tháp	208400	238700	0
An Giang	230600	282700	7300
Kiên Giang	265300	266500	51200
Cần Thơ	92100	115800	0
Hậu Giang	79000	110300	0
Sóc Trăng	140700	158900	25900
Bạc Liêu	33900	53300	62600
Cà Mau	0	36000	87100
Total	1506600	1799500	377500

The correspondence between these three categories and the rice crop seasons presented in the previous sub-section is not evident, and has to be discussed. The diversity of harvesting time and the differences in rice cropping patterns from the North to the South tend to make such a countrywide categorization irrelevant.

Figure 2 shows the proportion of each of the spring, autumn and winter crops that are grown in each province in 2007 according to the statistics. The inland provinces grow mostly spring and autumn crops, with no or very few winter crop, though triple-cropping is practised in these regions. The planted area for autumn rice is higher than for spring rice in the statistics, while in reality, the Winter-Spring and Summer-Autumn grown areas are similar, with the Autumn-Winter coming as an optional third crop in a small number of fields. Therefore, it can be assumed that in the inland provinces, the Spring statistical category accounts for the Winter-Spring crop, and the Autumn category for the sum of the Summer-Autumn and Autumn-Winter crops. Reversely, the coastal provinces grow the three kinds of rice (except Ca Mau with no spring rice), while the dominant patterns are single and double-cropping, with marginal areas growing irrigated triple-rice, especially in Soc Trang. It can be then understood that, in the coastal provinces, the spring category represents the Winter-Spring rice, the autumn category corresponds to the Summer-Autumn rice and the winter category gathers the main wet season in the double-rice pattern and the Autumn-Winter season in the triple-rice pattern. Therefore, it seems that the three rice seasons described in the statistics do not cover the same categories in the coastal provinces and in the inland provinces.

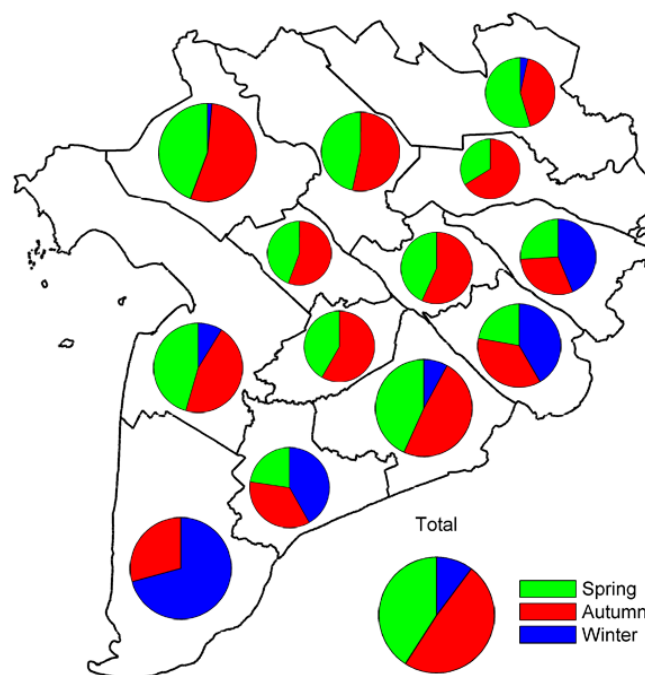


Figure 2. Proportion of spring, autumn and winter rice planted in each province in 2007.

C. ASAR APP rice seasons map for An Giang province data

In a previous work Bouvet *et al.* (2009), maps of the rice grown areas for the three rice seasons in 2007 in An Giang province have been produced from a time-series of ASAR APP data at incidence IS2 (19.2° - 26.7°) with polarizations HH and VV, by applying a 3dB threshold on the polarization ratio HH/VV. These maps have been validated using a land-use Geographic Information System (GIS) database covering one district, leading to a pixel-based accuracy of 89.9%, and by comparing the estimated rice area in the Winter-Spring season for

the whole province (229694 ha) to the preliminary statistics from the GSO (224273 ha), with a 2.4% difference between the two figures.

These maps will be used for further validation of the new methods presented in this paper.

D. ASAR WSM data

The ASAR instrument is a C-band SAR instrument (5.6cm wavelength) onboard the European satellite ENVISAT, which was launched in 2002, with multiple resolution, incidence, and polarization ability. Among the five operating modes of ASAR (Image Mode, Alternating Polarization, Wide Swath Mode, Wave Mode and Global Monitoring), only the Wide Swath Mode, using the ScanSAR technique, offers a wide enough swath (around 400km) with a spatial resolution adapted to accurate regional monitoring (around 150m, with a pixel spacing of 75m). The incidence angle in each image ranges from 17° to 42°.

Extensive time-series of Wide Swath mode Medium resolution (WSM) data have been acquired during the year 2007 over the Mekong Delta, with polarization HH, in order to monitor rice agriculture by means of methods based on the backscatter temporal change.

Studies on the assessment of classification methods based on temporal change (Bouvet et al. submitted in April 2009) and previous studies using ERS and RADARSAT have emphasized the necessity of a high temporal observation frequency (e.g. every ten days) to achieve acceptable classification accuracy. The time lapse between repeat-pass orbits of ENVISAT is 35 days. In order to increase the observation frequency, data from three different satellite tracks have been ordered: tracks 32 and 304 in descending pass and track 412 in ascending pass. Each of the three tracks covers the delta entirely, as can be seen in Fig. 3. The other tracks that would have covered the whole area have been left for the acquisition of Alternating Polarization data.

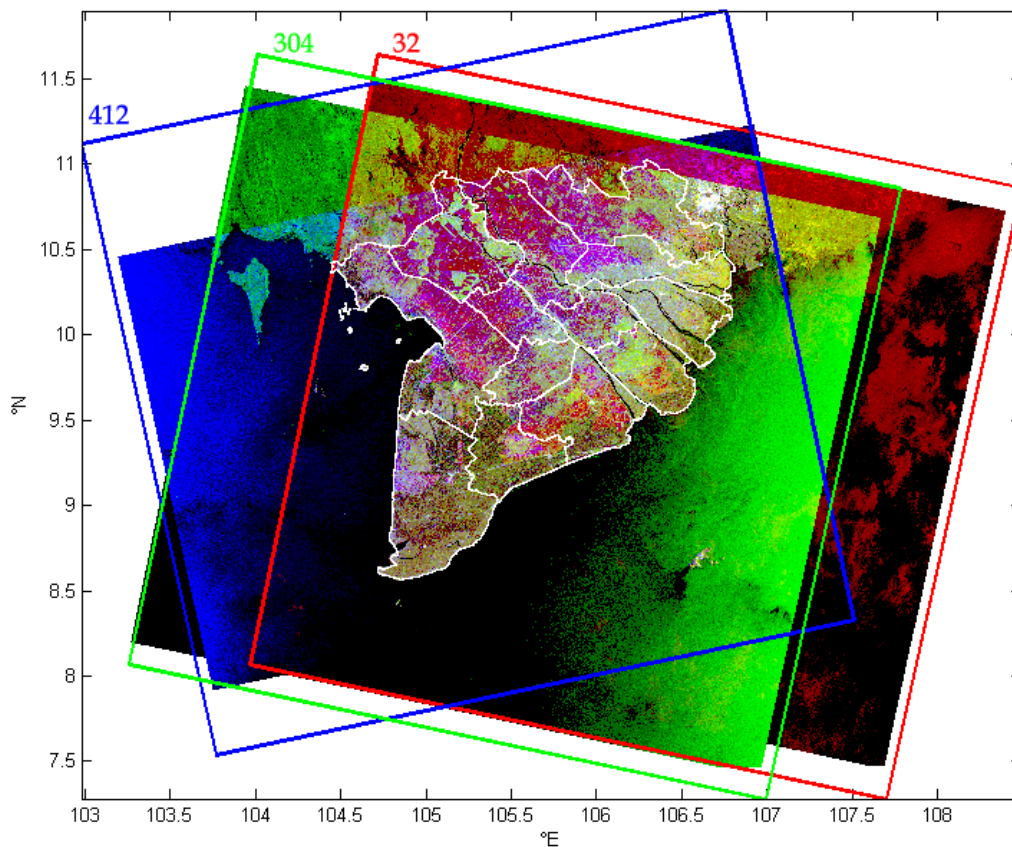


Figure 3. Colour-composite image of three WSM data from the three tracks, with ascending tracks 32 and 304 in red and green respectively, and descending track 412 in blue. The ordered frames of the three tracks are presented in the corresponding colours.

The data acquisition sequence is the following: track 304, track 412, track 32 in interval of respectively 7, 9 days, followed by the next sequence 19 days later. Therefore, in this three-track configuration, the biggest time-lapse between two consecutive observations is 19 days, with a mean acquisition temporal frequency of 11.7 days. The improvement is thus significant compared to the single track acquisition frequency of 35 days.

Table 2 lists the available dates for the three tracks. Track 412 is the more complete, with all the 2007 satellite passes successfully acquired. The last acquisition for track 304 is missing, and the dataset for track 32 is incomplete, with only 6 acquisitions.

Table 2. List of available dates in each track. Hyphens (-) indicate missing acquisitions.

304	412	32
9 January	16 January	-
13 February	20 February	1 March
20 March	27 March	5 April
24 April	1 May	10 May
29 May	5 June	14 June
3 July	10 July	19 July
7 August	14 August	-
11 September	18 September	-
16 October	23 October	1 November
-	27 November	-

The conditions under which observations from different looking angles can be used together are discussed in the next section.

The pre-processing of the WSM data is done with the Gamma GEO software (Gamma Remote Sensing, Switzerland) and consists in the calibration of the SAR data and its geocoding with the elevation data from the DEM of SRTM at 3 arcseconds, and projected to lat/lon coordinates at the resolution of SRTM, corresponding to around 92m per pixel in latitude and longitude.

E. SPOT VEGETATION data

The VEGETATION instrument onboard SPOT-4, as well as its follower VEGETATION-2 onboard SPOT-5, is an optical imaging system with 4 spectral bands: blue (0.43-0.47 μ m), red (0.61-0.68 μ m), near infrared (0.78-0.89 μ m), and short-wave infrared (1.58-1.75 μ m). The near infrared and the red bands can be combined to form the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), which is a proxy for the chlorophyll content within one pixel, and therefore for the live green vegetation. The system provides global observation on a daily basis, with a pixel spacing equal to 1km. To reduce the effects of clouds, ten-day syntheses are produced (VGT-S10 products) and freely distributed.

The 1km spatial resolution of VEGETATION is not fine enough to monitor rice fields with the accuracy needed for agricultural statistics applications. However, useful information on the crop patterns can be derived from the NDVI profiles. A visual interpretation of the vegetation cycles depicted by the NDVI profiles allows retrieving the crop cycle dates of each rice season all over the delta, and therefore to specify which WSM data should be taken into account for the mapping of each season on a province basis. The VEGETATION dataset is used here as ancillary data in the classification.

The 36 VGT-S10 products of the year 2007 covering the Mekong Delta were downloaded and processed to produce NDVI time-series. A cloud-removal filter inspired on the Best Index Slope Extraction (BISE) algorithm (Viovy et al. 1992) was applied on the NDVI time-series.

III. MAPPING METHOD

A. Rationale

The principle of this rice mapping method is to detect rice areas through the increase in their co-polarized backscatter between two repeat-pass acquisitions when the first acquisition occurs at the flooding stage, i.e. when the backscatter is low because of the specular reflection over water, and the second acquisition occurs when the rice plants have started to grow, i.e. when the double-bounce provides high backscatter. Other classes are expected to remain relatively stable in comparison. The method has already proven effective at 23° incidence and HH or VV polarizations in past studies. The innovative aspect relies here in the use of multi-track acquisitions to increase the observation frequency and in the use of wide-swath data to ensure a regional coverage. For each pixel, the local incidence angle is different for the three tracks, and within one image, the incidence angles varies from 17° in the near range to 42° in the far range. The conditions under which such heterogeneous data can be used together have to be examined so as to develop a classification method that is invariant to such a temporal and spatial variation in the incidence angle. Scatterometer measurements at 25°, 35°, 45° and 55° incidence angles on an experimental paddy field in Japan showed that the value of C-band HH backscatter changes with the incidence for a given phenological stage, but its increase from flooding and transplanting to heading exceeds 9dB under any incidence angle (Inoue et al. 2002). A classifier based on the value of the backscattering intensity is thus unsuitable for the case of wide-swath data from different tracks. For example, the detection of flooded fields by applying a threshold on the HH images to identify the low backscatter areas would not be relevant because the threshold would have to change with the local incidence angle within an image and between tracks. However a classifier based on a measurement of the temporal increase of backscatter between two consecutive acquisitions within a track would be efficient to map rice regardless of the track and regardless of the location of the pixel in the image. The temporal change is preferably measured by the ratio of intensities between two dates (i.e. the difference in dB) rather than by the difference of intensities, the latter producing larger classification errors in regions with a high backscatter than in regions with a low backscatter, contrarily to the former for which the classification error is independent on the backscatter (Rignot and van Zyl 1993). Multi-track and multi-temporal classifiers based on the combination of temporal intensity ratios will therefore be developed in this paper for the detection of rice fields.

B. Algorithm description

Computing the ratio of two SAR intensity images enhances the incertitude due to speckle. It is therefore necessary to reduce the speckle noise prior to producing ratio images. In this study, the backscatter images have been spatially filtered using an enhanced Lee filter (Lopes et al. 1990) implemented in the ENVI software (ITT Visual Information Solutions), with a 5×5 window size. The initial number of looks of the data is 3 in azimuth and 7 in range. The equivalent number of looks, defined as $\text{mean}^2/\text{variance}$, is calculated to be around 12 in the geocoded WSM images, and around 150 in the filtered images.

Out of the 25 WSM images available in 2007, temporal change (TC) images are created by computing the ratio between two spatially filtered backscatter images acquired within a track and separated by one satellite repeat-pass (35 days), producing twenty-one images: eight from track 304, nine from track 412, and four from track 32. To reduce the number of data for

classification, multi-track classifiers are created by grouping together up to three TC images acquired during a short period of time. The groups are composed of one TC image from track 412 together with the preceding TC image from track 304 (seven days before) and the following TC image from track 32 (nine days later), when available. Each line in Table 2 gathers the first images of the pairs of data used for the production of the TC images forming one multi-track group. For each of these nine groups, a synthetic multi-track temporal change (MTC) image is created by taking the maximum value of the TC images in the group. Figure 4 shows the dates of available WSM images with the multi-track groups, and with the rice calendar described in II.A

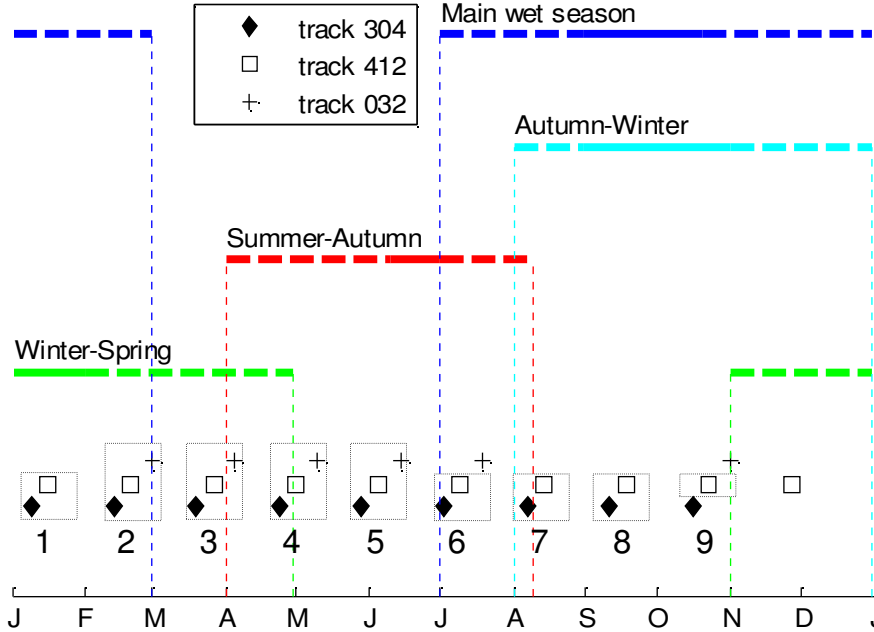


Figure 4. Rice calendar in the Mekong delta and dates of the available ASAR WSM data. For each rice crop, dashed lines represent the periods during which the beginning and the end of the crop can take place (spatial and interannual variability). Rectangles represent the nine multi-track groups used to form the MTC images.

The mapping algorithm consists in applying a threshold on these MTC images in order to detect the rice fields that are flooded at the corresponding dates, characterized by their post-flooding backscatter increase. To detect all the rice areas grown during one season, one single MTC image may however not be enough, because of shifts in the planting calendar, even within a province. The rice maps retrieved from the MTC images must therefore be aggregated to produce seasonal maps. This is equivalent to applying the threshold directly on a seasonal temporal change (STC) classifier, made up by taking the maximum value of the MTC images among the dates corresponding to each season. The next sub-section discusses how the threshold should be chosen. The study will be done for all seasons except Winter-Spring, as data in the end of 2006 are missing.

C. Defining the value of the classification threshold

Under the assumption of gamma distributed SAR intensities and uncorrelated images, a theoretical expression of the optimal classification threshold t_{opt} can be found for the two-class problem - a rice class and a non-rice class - when the classifier is a single TC image (Bouvet et al. submitted in April 2009):

$$t_{opt} = \sqrt{TC_{nr}TC_r} \cdot \frac{\sqrt{\frac{TC_r}{TC_{nr}}} \left(\frac{p(nr)}{p(r)} \right)^{\frac{1}{2L}} - 1}{\sqrt{\frac{TC_r}{TC_{nr}}} - \left(\frac{p(nr)}{p(r)} \right)^{\frac{1}{2L}}} \quad (1)$$

where nr and r denote respectively the non-rice and the rice classes, $p(nr)$ and $p(r)$ denote the *a priori* probabilities of the non-rice class and of the rice class, characterized by a mean temporal change $\langle HH_2 \rangle / \langle HH_1 \rangle$ equal to TC_{nr} and TC_r ($TC_r > TC_{nr}$), and where L is the number of looks of the images. Ground-truth information is required to assess the values of $p(nr)$, $p(r)$, TC_{nr} and TC_r , and consequently the threshold t_{opt} to use in the classification. It is shown that the class parameters TC_{nr} or TC_r are linked by a simple relationship to the values $TC_{max,nr}$ and $TC_{max,r}$ where the probability density functions (pdf) of TC for the corresponding class is maximal, e.g. for the non-rice class:

$$TC_{nr} = \frac{L+1}{L-1} TC_{max,nr} \quad (2)$$

and likewise for the rice class. For the case of STC images, equations (1) and (2) do not apply strictly because the pdf of STC is different from the pdf of TC. However, as the pdf of STC cannot be expressed theoretically and is not expected to differ much from that of TC, (1) and (2) will be used on the STC.

In the present study, the rice maps retrieved in (Bouvet et al. 2009) from the APP dataset can be used as ground truth over the An Giang province to calculate $p(nr)$, $p(r)$, and to plot the histograms of STC for the rice and the non-rice classes, for the Summer-Autumn and Autumn-Winter seasons, in order to estimate $STC_{max,nr}$ and $STC_{max,r}$. The proportion of rice $p(r)$ calculated in the APP maps is 62.7% for season 2 and 20.6% for season 3. The selected MTC images for the production of the STC images are images number 3, 4 and 5 for the Summer-Autumn crop, and 6, 7 and 8 for the Autumn-Winter crop, as Fig.4 suggests. The histograms of these seasonal classifiers are plotted in Fig. 5 for the two considered classes, based on the pixels identified as rice or non-rice in the maps derived from APP, which have been spatially degraded and projected to the geocoded WSM data.

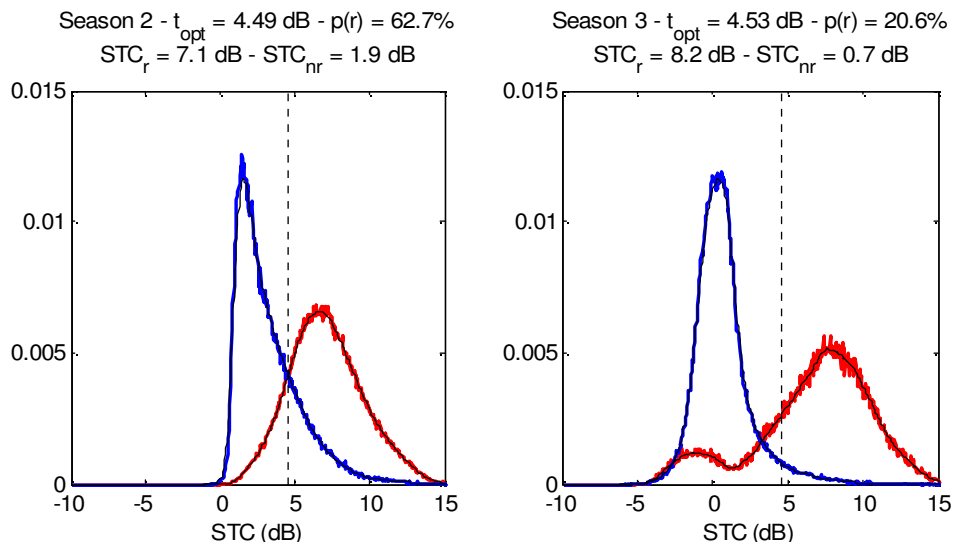


Figure 5. Histograms of the STC classifiers for season 2 (left) and season 3 (right), for the rice class (red) and the non-rice class (blue). Vertical dashed black lines represent the theoretical optimal classification threshold t_{opt} retrieved from the histograms.

The values corresponding to the optimal classification threshold t_{opt} for Summer-Autumn and Autumn-Winter are found from (1) to be respectively 4.49dB and 4.53dB.

In most applications, no such extensive ground truth data is available. Quite commonly, the location of a few sample areas of rice and non-rice are known and allow an approximate estimation of STC_{nr} and STC_r . The class proportions, $p(nr)$ and $p(r)$, remain however unknown and have to be assumed to be equal to 0.5, which leads to an optimal threshold equal to $t_0 = \sqrt{STC_{nr}STC_r}$. In less favourable cases when no ground information is available at all, like here in the other provinces of the Mekong delta, the theoretical value of the optimal classification threshold cannot be retrieved. In that case, values from literature should be used. Previous studies have suggested a threshold of 3dB (Le Toan et al. 1997; Liew et al. 1998; Ribbes and Le Toan 1999), which can be used as a baseline algorithm. This value is significantly lower than the values around 4.5 dB found for An Giang. Figure 6 presents the pixel-based classification accuracy for the An Giang province, calculated from the APP-derived maps, as a function of the retained classification threshold, with a particular focus on the true optimal threshold, leading to the maximal accuracy, and on the 3dB threshold. The figure indicates that, for this dataset, a relatively wide range of threshold values - roughly between 3dB and 5dB in Summer-Autumn, and between 3dB and 7dB in Autumn-Winter - lead to similarly high pixel-based accuracies. In particular, the use of the baseline algorithm (3dB threshold) leads to only slightly suboptimal results, with an additional error of about 2% compared to the optimal accuracy. It was therefore chosen to use the 3dB threshold for the mapping of rice areas over the whole Mekong delta.

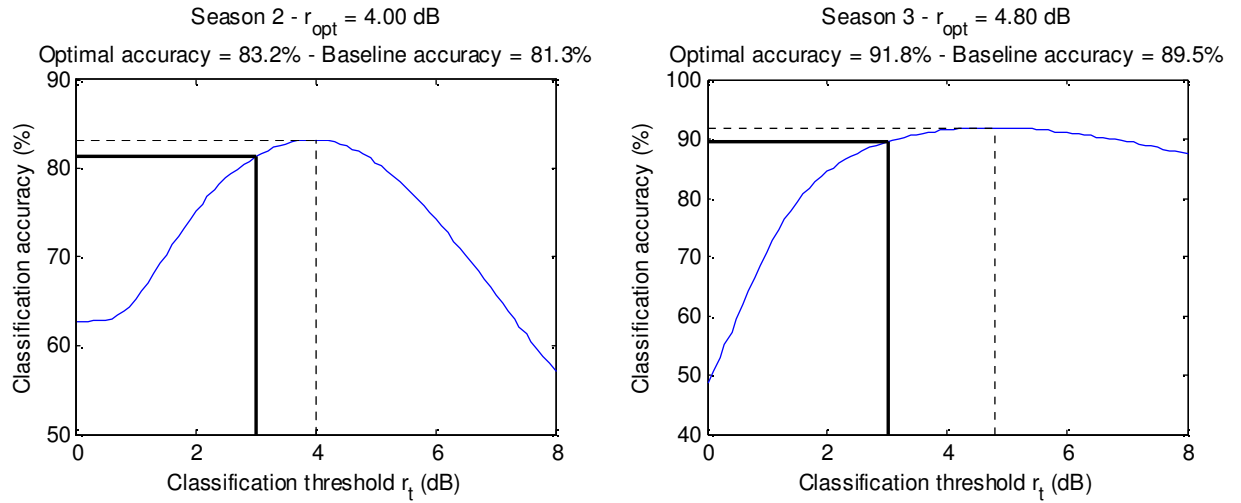


Figure 6. Classification accuracy as a function of the retained classification threshold for season 2 (left) and season 3 (right) in An Giang province. The true optimal threshold r_{opt} , leading to the maximal accuracy, is calculated and plotted in dashed line, and the baseline 3dB threshold and corresponding accuracy are plotted in full bold line.

Figure 7 shows the rice maps obtained by thresholding the nine MTC images. The indicated dates correspond to the dates of the first image in the pair of data involved in the TC image of track 412 used to produce the corresponding MTC image. Pixels in white (values above the 3dB threshold) therefore represent the paddy fields that are at the flooding stage around the indicated date. This reflects well the complexity of the cropping patterns in the region, as flooded fields are present somewhere in the delta at any date.

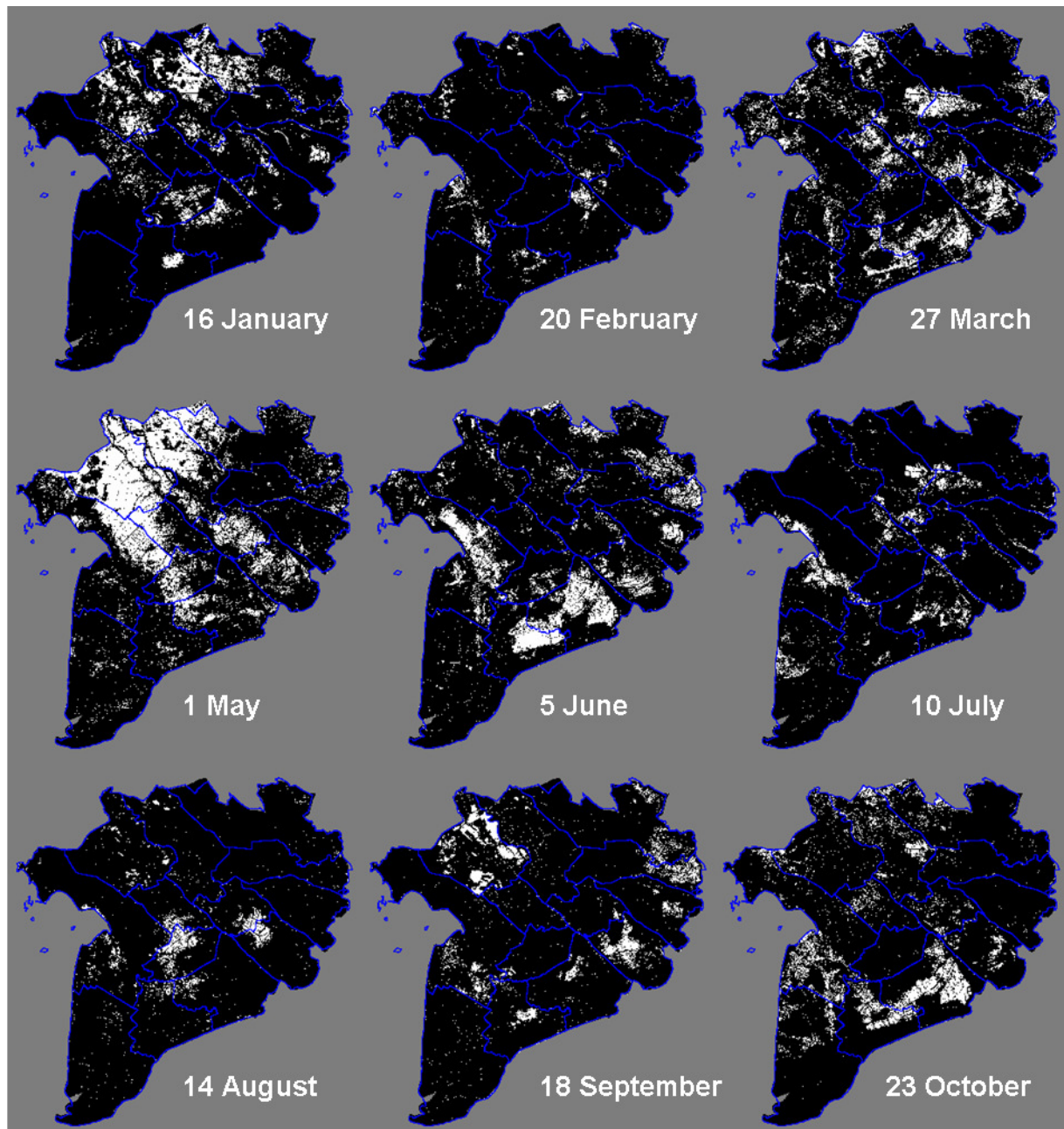


Figure 7. Rice maps derived from the MTC images by applying a 3dB threshold. Pixels in white represent the pixels with a MTC value above the threshold, and pixels in black with a MTC value below the threshold.

D. Creating STC images

Because of the lack of WSM images in the end of 2006, the first crop in 2007 - the Winter-Spring crop – cannot be mapped exhaustively. The study will therefore focus on the other rice seasons. One STC image will be created for the Summer-Autumn crop (later referred to as “season 2”) and another for both the main wet season and the Autumn-Winter season because of their simultaneity (later referred to as “season 3”).

As previously mentioned, in order to account for the variety in cropping patterns and calendars between provinces, the selection of the MTC images to use for the production of STC images has to be specific to each province. The dates of local crop calendars are read directly from NDVI time-series at selected pure pixels among each province. A sufficient number of pixels should be chosen to represent the cropping pattern diversity in each province

(i.e. mainly double and triple cropping) and the variety in each cropping pattern (from early to late crops).

IV. RESULTS AND DISCUSSION

A. Mapping results

A 3dB threshold is applied on the two STC images created by keeping the maximum value of the MTC images selected within each province for season 2 and season 3. The isolated rice pixels or the very small patches detected as rice (less than 40 pixels) are removed from the rice class because they are likely to be errors due to remaining speckle.

Figure 8 shows the rice maps for season 2 and season 3 in the whole Mekong delta.

Table 3 lists the rice areas for both season calculated from these rice maps.

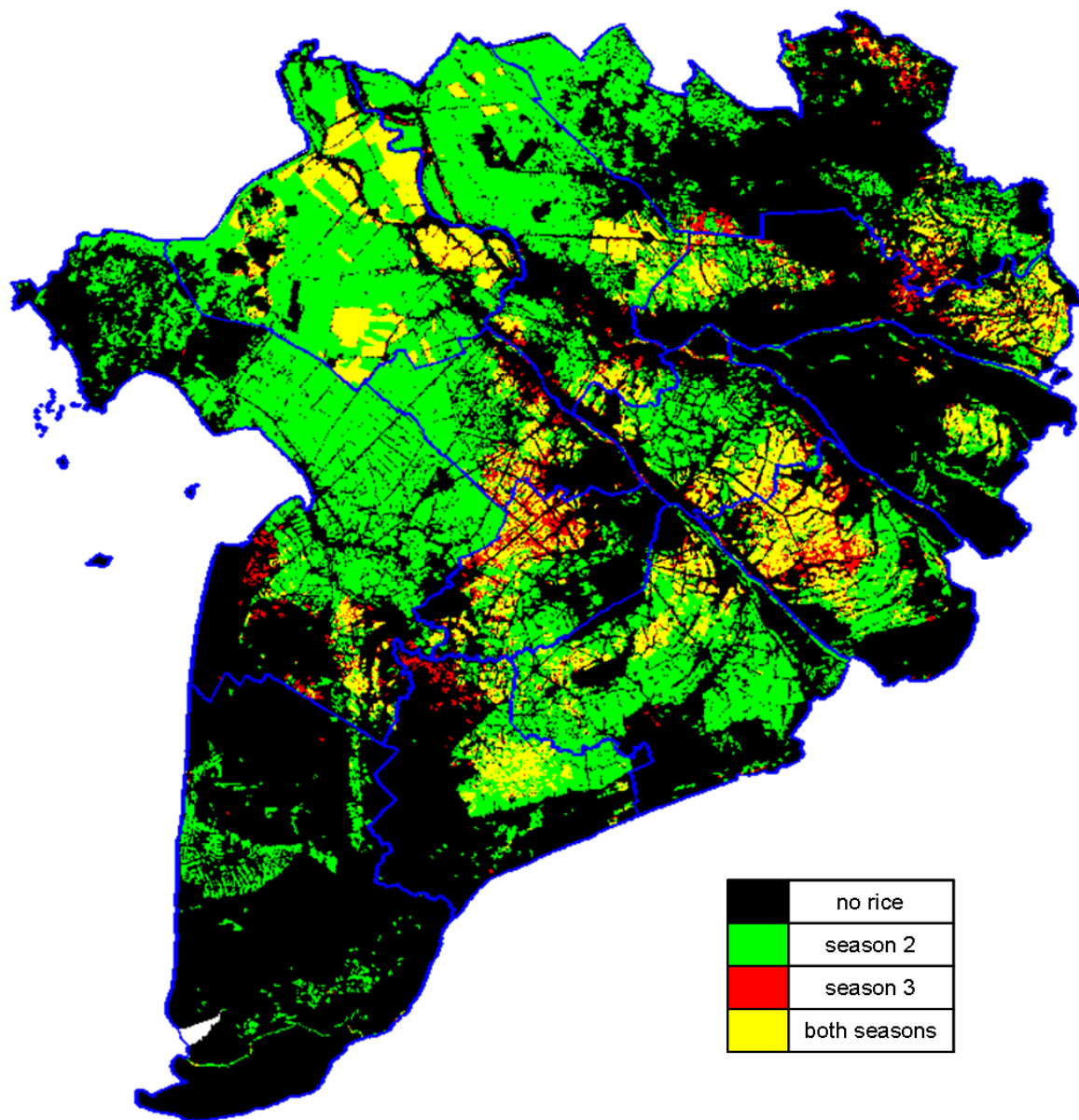


Figure 8. Rice map derived from the STC images for season 2 and season 3. Pixels in white represent the pixels with a MTC value above the threshold, and pixels in black with a MTC value below the threshold.

Table 3. Planted area of rice by province (in ha) for season 2 and season 3 retrieved from the WSM data

	season 2	season 3
Long An	123461	23817
Tiền Giang	64666	39444
Bến Tre	24531	8981
Trà Vinh	81179	54896
Vĩnh Long	66903	25465
Đồng Tháp	203720	32927
An Giang	263321	78725
Kiên Giang	257890	20120
Cần Thơ	73293	21586
Hậu Giang	56078	36819
Sóc Trăng	155938	28954
Bạc Liêu	67470	26635
Cà Mau	40155	795

B. Validation

A visual comparison of the rice maps in An Giang is made in Figure 9 between the new maps derived from WSM and the maps derived from APP data in a previous study. Although the classifiers in the two SAR methods are based on different physical mechanisms, the results compare very well to each other, which demonstrates the robustness of both methods. The pixel-based accuracy, which corresponds to the percentage of pixels that are classified in the same category (rice or non-rice) by the two methods, is equal to 81.3% and 89.5% for season 2 and season 3 respectively. When considering the joint mapping results at the two seasons, four classes are distinguished: no rice, rice in season 2 only, rice in season 3 only, and rice in both seasons. The normalized confusion matrix for the four classes, with the APP maps considered as reference data and the WSM maps as classification data, is given in Table 4. Each cell in the table contains the percentage of pixels that are classified in the class defined by its column and by its line in the APP and WSM maps respectively. The overall classification accuracy is therefore equal to the sum of the figures in the diagonal: 75.8%. Most of the classification error is commission error, i.e. pixels classified as non-rice in the APP map are classified as rice in the WSM map (mostly season 2 and both seasons). Two sources of commission are identified from Fig.9: a) a small part of the rivers are detected as rice by the method based on WSM because the backscattering of water can change with wind conditions, and b) because of its coarser spatial resolution, the WSM map is not able to discriminate fine features such as roads and channels between fields, introducing commission error. As rivers, roads and channels do not change from year to year, both causes of commission error can be tackled by masking these areas through the use of a GIS land cover database for example.

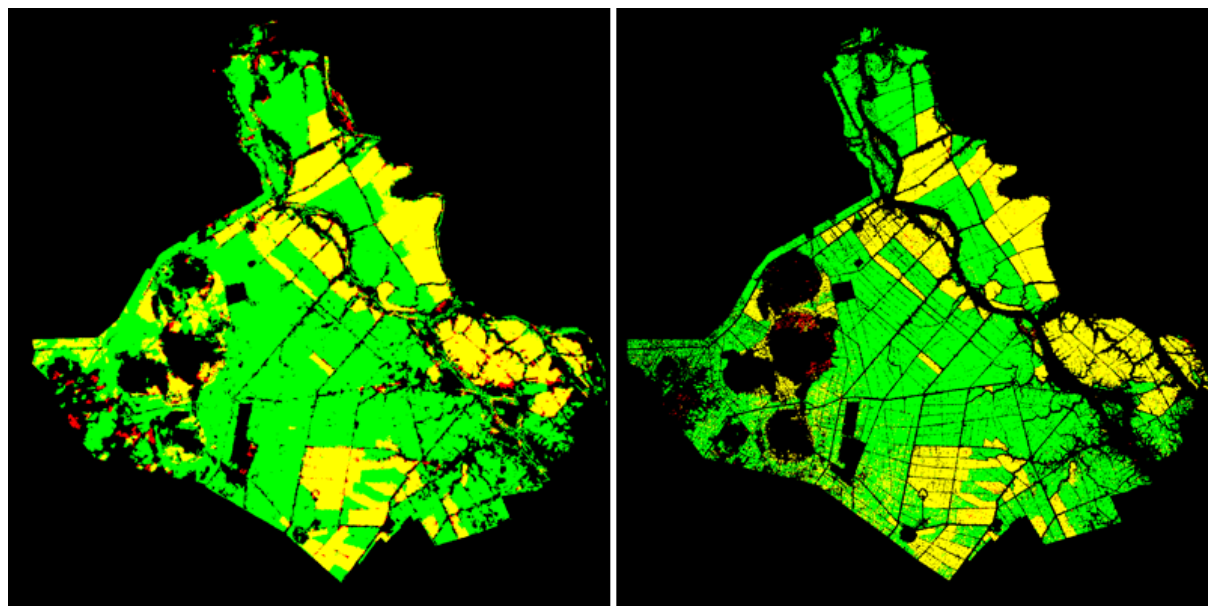


Figure 9. Rice maps derived from the WSM dataset (left) and APP dataset (right) in An Giang for season 2 and season 3 in 2007 (same legend as Figure 8).

Table 4. Confusion matrix between classes derived from APP and WSM.

		WSM				
		no rice	season 2	season 3	both seasons	
APP	no rice	19,57%	11,36%	1,51%	4,48%	36,92%
	season 2	1,69%	39,45%	0,12%	1,23%	42,49%
	season 3	0,09%	0,09%	0,03%	0,32%	0,52%
	both seasons	0,34%	2,69%	0,33%	16,71%	20,07%
		21,69%	53,58%	1,98%	22,74%	

The ability of the new mapping method to retrieve planted areas can be tested against the statistical data given by GSO. As suggested in II.B., the planted areas given for the Summer category in the statistics has to be compared to the sum of the planted areas retrieved by WSM for season 2 and season 3 in the inland provinces, and to the planted areas retrieved for season 2 in the coastal provinces. The corresponding figures are given in Table 5, and plotted in Fig. 10. The two datasets show a very good agreement ($R^2=0.92$) with a root mean square error of 26000 ha per province.

Table 5. Retrieved rice planted areas per province (in ha) for season 2 (coastal provinces) and the sum of season 2 and season 3 (inland provinces), compared to statistical rice planted areas in Summer, and difference between retrieved and statistical areas.

		WSM	Statistics	Difference
Inland prov.	Long An	147278	178800	-31522
	Tiền Giang	104110	163400	-59290
	Vĩnh Long	92368	89800	2568
	Đồng Tháp	236648	238700	-2052
	An Giang	342046	282700	59346
	Cần Thơ	94878	115800	-20922
	Hậu Giang	92897	110300	-17403
Coastal prov.	Bến Tre	24531	24200	331
	Trà Vinh	81179	81100	79
	Kiên Giang	257890	266500	-8610
	Sóc Trăng	155938	158900	-2962
	Bạc Liêu	67470	53300	14170
	Cà Mau	40155	36000	4155

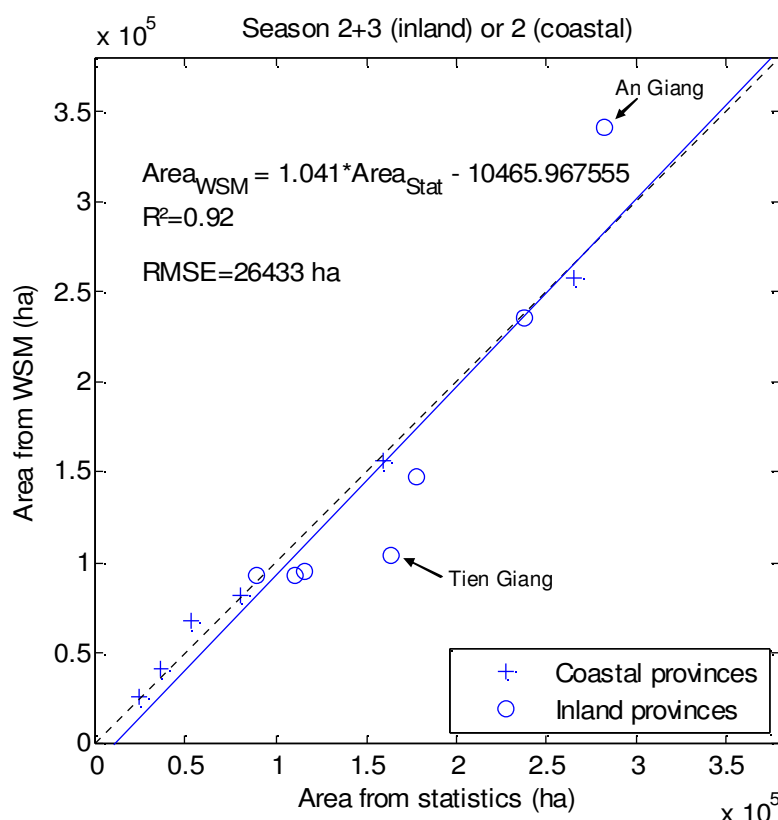


Figure 10. Retrieved rice planted areas per province (in ha) for season 2 (coastal provinces) and the sum of season 2 and season 3 (inland provinces) vs. statistical rice planted areas in Summer. The blue line represents the linear regression between the two datasets.

Figure 11 shows the Summer rice areas cultivated in each province as reported by the national statistics from 1995 to 2006 together with the preliminary statistical figures from 2007 and the figures retrieved from the 2007 WSM maps.

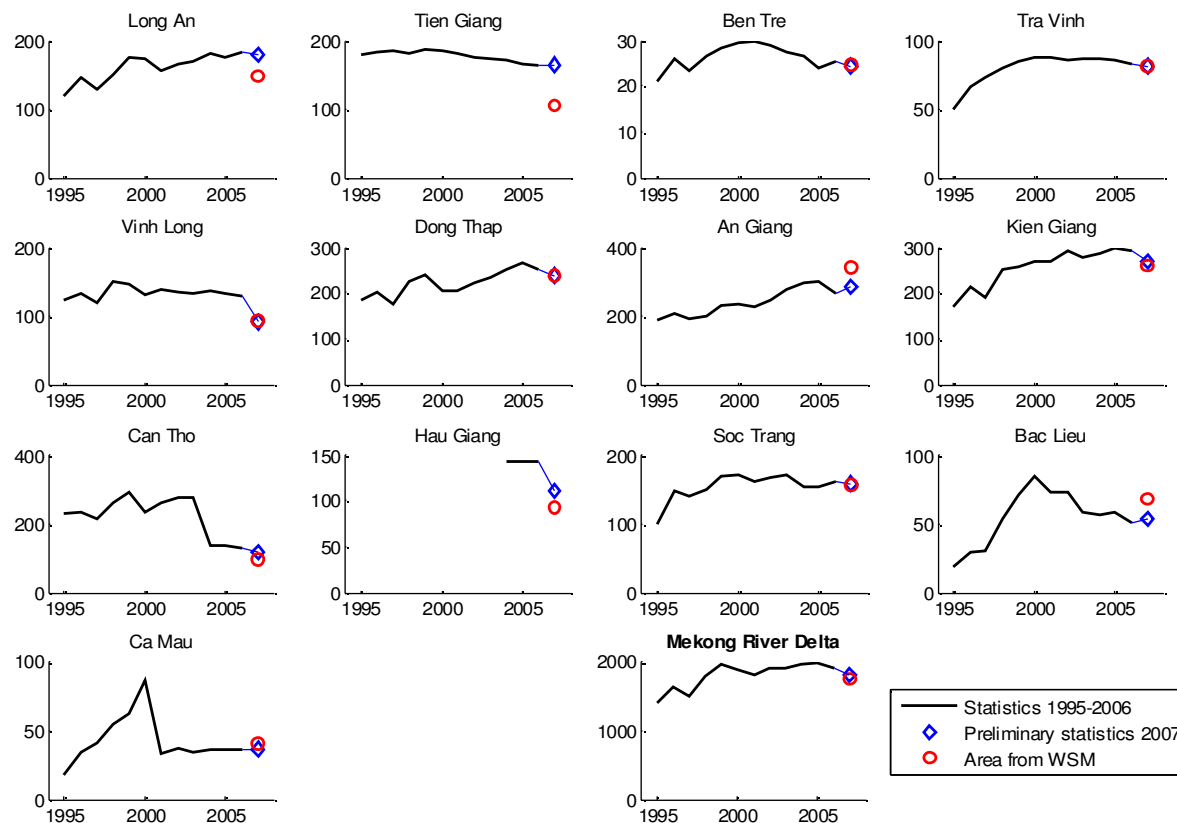


Figure 11. Cultivated area of Summer paddy rice in the thirteen provinces of the Mekong delta as reported by the GSO (1995-2007) and derived from the WSM rice maps for season 2 (coastal provinces) or the sum of season 2 and season 3 (inland provinces).

C. Discussion

As can be seen in Table 5 and Fig. 10, two provinces account for a large part of the area assessment error: An Giang with a 59000ha overestimation and Tien Giang with a 59000ha underestimation. The overestimated area in An Giang is due to the high commission error that was already commented in the previous subsection.

To understand the causes of the area underestimation in Tien Giang, the NDVI time-series of three representative selected pixels in the province are plotted in Fig. 12 after smoothing with a central moving average. They all describe a triple-cropping pattern. The green and blue profiles are typical of the well-known Winter-Spring/Summer-Autumn/Autumn-Winter pattern. In the contrary, the red profile differs from this planting scheme, with a peculiar “Spring-Summer” crop (locally named “Xuan He”) inserted between the Winter-Spring and Summer-Autumn seasons, and no Autumn-Winter crop as the area is reached by the seasonal floods in October-November. This Winter-Spring/Spring-Summer/Summer-Autumn pattern is reported in (Tanaka 1995), only in Tien Giang province. This minor pattern may be badly detected in the STC images designed for season 2 and season 3, and the attribution of each of its three crops to the statistical categories (Spring, Autumn, Winter) is unknown. These two effects combined can explain part of the discrepancies between the WSM and statistical figures in Tien Giang.

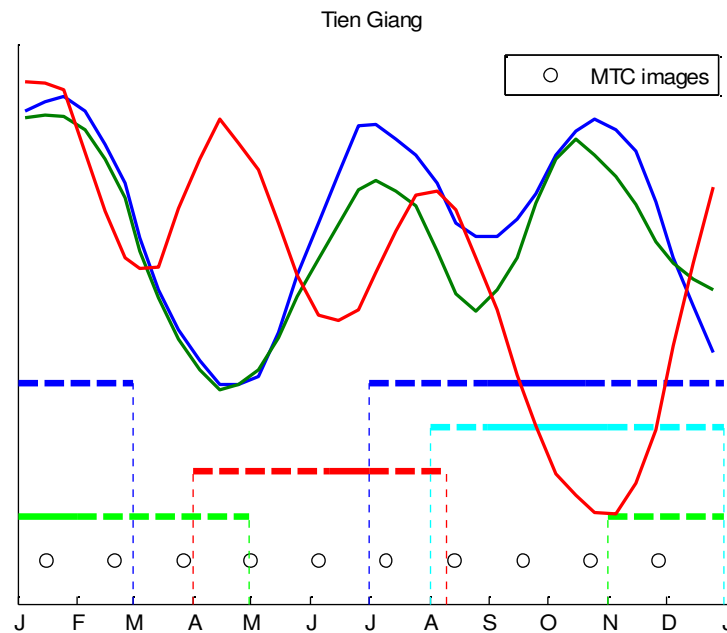


Figure 12. Smoothed NDVI profiles of three pixels representative of the triple-cropping pattern in Tien Giang province. The central dates of the MTC images are represented, as well as the typical crop calendar as in Fig. 4.

More generally, a few sources of confusion can be identified. A rapid increase in backscatter can happen locally when the seasonal flood recedes, or over permanent water areas (lakes, rivers) because of the wind, causing commission error. The seasonal flood should be relatively easily spotted by detecting low backscatter values during several consecutive repeat-pass acquisitions. Permanent water areas can be masked out by applying a threshold on the mean backscatter within a SAR time-series.

In well-monitored areas where GIS-based land cover maps are available, as it is increasingly common, the method can be applied to the sole pixels known to be agricultural areas in order to limit these commission error. In that case, the method can be used as a tool to update this GIS land cover database globally and in near-real time much more effectively than by field investigations.

V. CONCLUSION

A novel rice mapping method has been developed, based on former methods using the temporal backscatter change as a classifier, and adapted to the use of multi-track wide-swath datasets. Rice fields have been mapped in the whole Mekong delta for two crops in 2007 (season 2 and season 3), and successfully compared to official statistics and rice maps derived from previous studies.

Because of competition between ASAR acquisition modes with different users, these promising results have been obtained by using only three satellite tracks that covered the whole delta. Under these latitudes, each part of the Earth surface can however be observed by 6 tracks in ascending pass and 6 in descending pass, which makes a potential observation interval of about 3 days. A dedicated system for rice monitoring based on this method would therefore be even more efficient. The method can also be applied in the future to SAR systems with a wide-swath capacity such as Sentinel-1 (planned for launch by the European Space Agency in 2011) and RISAT-1 (planned for launch by the Indian Space Research Organization by the end of 2009).

As the method is based on the detection of an event that occurs at the beginning of the rice growing cycle, it is well-suited to the early assessment of cultivated areas, and therefore

potentially very useful to national statistics officers, decision makers and rice trade professionals.

ACKNOWLEDGEMENT

The ENVISAT/ASAR data used in this study were provided by the European Space Agency (Cat-1 AO project 697).

REFERENCES

- General Statistice Office of Vietnam, "Agriculture, Fishery and Fishery Statistical Data", http://www.gso.gov.vn/default_en.aspx?tabid=469&idmid=3
- FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations), "General status of the system of food and agriculture statistics in Viet Nam", http://www.faorap-apcas.org/vietnam/No2_VNM_1.pdf
- General Statistics Office, "Results of the 2006 rural, agricultural and fishery census, Vol. III", http://www.gso.gov.vn/default_en.aspx?tabid=515&idmid=5&ItemID=8058
- United Nations Department of Economic and Social Affairs, Population Division, "World population to 2300", <http://www.un.org/esa/population/publications/longrange2/WorldPop2300final.pdf>
- FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations), "FAOSTAT", <http://faostat.fao.org/site/567/default.aspx>
- Bouvet, A., Le Toan, T., & Floury, N. (submitted in April 2009). An end-to-end error model for classification methods based on temporal change or polarization ratio of SAR intensities. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*
- Bouvet, A., Le Toan, T., & Lam Dao, N. (2009). Monitoring of the Rice Cropping System in the Mekong Delta Using ENVISAT/ASAR Dual Polarisation Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47, 517-526
- Chakraborty, M., Manjunath, K.R., Panigrahy, S., Kundu, N., & Parihar, J.S. (2005). Rice crop parameter retrieval using multi-temporal, multi-incidence angle Radarsat SAR data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 59, 310-322
- Chen, C., & McNairn, H. (2006). A neural network integrated approach for rice crop monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, 27, 1367-1393
- Chen, J., Lin, H., & Pei, Z. (2007). Application of ENVISAT ASAR data in mapping rice crop growth in Southern China. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4, 431-435
- Choudhury, I., & Chakraborty, M. (2006). SAR signature investigation of rice crop using RADARSAT data. *International Journal of Remote Sensing*, 27, 519-537
- Frolking, S., Qiu, J., Boles, S., Xiao, X., Liu, J., Zhuang, Y., Li, C., & Qin, X. (2002). Combining remote sensing and ground census data to develop new maps of the distribution of rice agriculture in China. *Global Biogeochemical Cycles*, 16
- Inoue, Y., Kurosu, T., Maeno, H., Uratsuka, S., Kozu, T., Dabrowska-Zielinska, K., & Qi, J. (2002). Season-long daily measurements of mulitifrequency (Ka, Ku, X, C, and L) and full-polarization backscatter signatures over paddy rice field and their relationship with biological variables. *Remote Sensing of Environment*, 81, 194-204
- Kurosu, T., Fujita, M., & Chiba, K. (1995). Monitoring of rice crop growth from space using the ERS-1 C-band SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 1092-1096

- Le Toan, T., Ribbes, F., Wang, L.-F., Floury, N., Ding, K.-H., Kong, J.A., Fujita, M., & Kurosu, T. (1997). Rice crop mapping and monitoring using ERS-1 data based on experiment and modelling results. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35, 41-56
- Liew, S.C., Kam, S.-P., Tuong, T.-P., Chen, P., Minh, V.Q., & Lim, H. (1998). Application of multitemporal ERS-2 synthetic aperture radar in delineating rice cropping systems in the Mekong River Delta, Vietnam. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36, 1412-1420
- Lopes, A., Touzi, R., & Nezry, E. (1990). Adaptive speckle filters and scene heterogeneity. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 28, 992-1000
- Ribbes, F., & Le Toan, T. (1999). Rice field mapping and monitoring with RADARSAT data. *International Journal of Remote Sensing*, 20, 745-765
- Rignot, E., & van Zyl, J. (1993). Change detection techniques for ERS-1 SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 31, 896-906
- Sakamoto, T., Nguyen, N.V., Ohno, H., Ishitsuka, N., & Yokozawa, M. (2006). Spatio-temporal distribution of rice phenology and cropping systems in the Mekong Delta with special reference to the seasonal water flow of the Mekong and Bassac rivers. *Remote Sensing of Environment*, 100, 1-16
- Shao, Y., Fan, X., Liu, H., Xiao, J., Ross, S., Brisco, B., Brown, R., & Staples, G. (2001). Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT. *Remote Sensing of Environment*, 76, 310-325
- Tanaka, K. (1995). Transformation of rice-based cropping patterns in the Mekong Delta: From intensification to diversification. *Southeast Asian Studies*, 33, 363-378
- Viovy, N., Arino, O., & Belward, A. (1992). The Best Index Slope Extraction (BISE): A method for reducing noise in NDVI time-series. *International Journal of Remote Sensing*, 13, 1585-1590
- Wang, L.-F., Kong, J.A., Ding, K.-H., Le Toan, T., Ribbes-Baillarin, F., & Floury, N. (2005). Electromagnetic scattering model for rice canopy based on Monte Carlo simulation. *Progress In Electromagnetics Research*, 153-171
- Xiao, X., Boles, S., Frolking, S., Li, C., Babu, J.Y., Salas, W., & Moore III, B. (2006). Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 100, 95-113
- Xiao, X., Boles, S., Frolking, S., Salas, W., Moore III, B., & Li, C. (2002a). Observation of flooding and rice transplanting of paddy rice fields at the site to landscape scales in China using VEGETATION sensor data. *International Journal of Remote Sensing*, 23, 3009-3022
- Xiao, X., Boles, S., Frolking, S., Salas, W., Moore III, B., Li, C., He, L., & Zhao, R. (2002b). Landscape-scale characterization of cropland in China using Vegetation and Landsat TM images. *International Journal of Remote Sensing*, 23, 3579-3594
- Xiao, X., Boles, S., Liu, J., Zhuang, D., Frolking, S., Li, C., Salas, W., & Moore III, B. (2005). Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 95, 480-492

Chapitre 6

Conclusion générale

6.1. Résumé des travaux

L'objectif des travaux présentés était de mettre au point des méthodes de suivi des rizières par télédétection afin d'apporter des outils utiles pour l'estimation en temps quasi-réel de la production rizicole et pour l'observation des changements des surfaces cultivées sur des échelles de temps plus longues.

Dans l'introduction, nous avons déterminé qu'il fallait pour cela privilégier la télédétection radar, en mettant l'accent sur deux caractéristiques de la rétrodiffusion des rizières en bande C : les valeurs élevées du rapport de polarisation HH/VV et l'importante augmentation de la rétrodiffusion en HH et VV au cours de la saison. Ces deux caractéristiques pouvant s'exprimer par un rapport d'intensités SAR, une étude théorique des classifications basées sur un tel rapport a été effectuée dans le Chapitre 3, qui a permis de mettre au point un modèle d'erreur quantifiant la performance de ces méthodes de classification ainsi que l'impact sur cette performance de certains paramètres des systèmes SAR décrits au Chapitre 2, comme les erreurs d'étalonnage, le rapport d'ambiguïté ou la fréquence de revisite du satellite. Ce modèle permet d'émettre des recommandations sur les spécifications des futures missions SAR. Il permet également d'encadrer le développement de méthodes de classification basées sur un rapport d'intensité à partir d'images d'instruments existants.

En se reposant sur cette étude, deux méthodes de cartographie des rizières ont été développées.

La première, qui fait l'objet du Chapitre 4, est basée sur l'utilisation du rapport HH/VV dans une série temporelle d'images ASAR acquises dans le mode Alternating Polarisation. Cette méthode a permis de dresser la carte des rizières de la province vietnamienne d'An Giang, dans le Delta du Mékong, pour les trois saisons rizicoles de l'année 2007, avec une résolution spatiale de l'ordre de 30m. Ces cartes ont été validées par l'utilisation d'un SIG disponible sur un comté de la province ainsi que par comparaison des surfaces cultivées entre celles calculées à partir des images SAR et celles données dans les statistiques nationales.

La seconde méthode, présentée dans le Chapitre 5, exploite le changement temporel de la rétrodiffusion en HH sur une série d'images ASAR en mode Wide-Swath. La fréquence d'observation est augmentée en utilisant des images issues de plusieurs traces du satellite, ce qui améliore la détection des rizières. La carte des rizières de deux saisons rizicoles de l'année 2007 a été obtenue sur l'ensemble du Delta du Mékong, avec une résolution spatiale d'environ 150m. La validation de la méthode a été effectuée grâce aux cartes produites par la première méthode de cartographie sur la province d'An Giang ainsi que par les données statistiques de surfaces cultivées par saison et par province. L'étude a également démontré la nécessité d'une fréquence d'observation élevée. Ceci est d'autant plus important dans certaines régions où de nouvelles pratiques culturelles apparaissent et réduisent la durée pendant laquelle les rizières sont inondées en début de saison, comme c'est le cas par exemple pour le semis direct présenté dans l'Article 4 en Annexe C.

Les deux méthodes présentent leurs avantages et leurs inconvénients, selon l'application envisagée. La méthode du rapport de polarisation sur APP semble plus robuste que les méthodes basées sur le changement temporel pour une même quantité d'images disponibles, en raison d'une moins grande sensibilité à la fréquence des acquisitions. De plus, grâce à la résolution des images utilisées, le niveau de détail des cartes obtenues est meilleur. En revanche, la méthode du changement temporel appliquée à WSM permet de couvrir de plus grandes zones, avec une précision qui reste satisfaisante.

6.2. Perspectives

Les méthodes de cartographie développées au cours de cette thèse reposent sur des algorithmes de classification relativement simples consistant principalement à appliquer un seuil sur un rapport d'intensité entre deux images SAR. Cette simplicité algorithmique laisse envisager des applications opérationnelles rapides. Le modèle d'erreur introduit dans le Chapitre 3 fournit une base de calcul valable pour étudier l'effet des paramètres du système SAR sur la classification, et pourra être utilisé pour déterminer les valeurs acceptables de ces paramètres pour une grande variété d'applications, comme par exemple le suivi de la déforestation, la détection de nappes d'hydrocarbures, la cartographie de la glace de mer, ou encore le suivi des inondations.

D'ores et déjà, les méthodes ont été appliquées avec succès à la cartographie des rizières, et ont mis l'accent notamment sur le besoin d'une bonne répétitivité temporelle des observations

et d'une bonne couverture de la surface terrestre. Ce besoin est également valable pour les autres types d'applications envisagés, et implique de privilégier la largeur de fauchée à la résolution spatiale. Ce sera le cas des futurs satellites Sentinel-1, dont le lancement, prévu par l'ESA à partir de 2011, laisse présager de nombreuses utilisations opérationnelles tirant parti de ces méthodes de classification basées sur un rapport d'intensité.

Concernant la cartographie des rizières, il serait intéressant, pour les états producteurs de riz, de coupler les méthodes de télédétection radar développées dans cette thèse à leurs systèmes d'information géographiques. Ce couplage permettrait de mettre à jour les informations agricoles du SIG en cours de saison, tout en améliorant la performance des méthodes grâce aux informations contenues dans le SIG (masquage des zones stables dans le temps comme les villes, les plans d'eau permanents ; utilisation des frontières incluses dans le SIG pour rendre plus précis les contours des rizières ; dans le cas d'un SIG très précis, amélioration de la réduction du speckle par un traitement à l'échelle du champ plutôt que du pixel). Certains pays comme le Vietnam utilisent déjà des images de télédétection de façon opérationnelle pour produire et mettre à jour des cartes d'occupation du sol, mais il ne s'agit principalement jusqu'à présent que de données optiques, en raison de leur meilleure interprétabilité pour un non-spécialiste. La constitution de ces nouvelles méthodes relativement faciles à implémenter devrait permettre leur utilisation dans un système opérationnel de prévision de production rizicole.

Dans le même ordre d'idée, il est tentant de chercher à estimer la biomasse végétale contenue dans les rizières observées, afin d'effectuer des prévisions de rendement. Des investigations ont été menées dans le cadre du projet Dragon pour inverser la biomasse à partir du rapport de polarisation HH/VV, et ont donné des résultats prometteurs sur les sites de la province de Jiangsu, avec une bonne corrélation ($R^2=0,79$) entre le rapport HH/VV et la biomasse humide avant la floraison (Annexe A). Cependant, cette relation entre HH/VV et biomasse dépend en réalité d'un grand nombre de facteurs (densité de plantation, variété de riz cultivée, présence d'eau libre au sol), et est donc spécifique à chaque région. En particulier, dans la province d'An Giang au Vietnam, la présence de champs non inondés rend l'inversion de la biomasse impossible de manière directe (Annexe C).

Pour ce qui est de l'étude de l'impact des changements de pratiques agricoles sur le cycle du carbone, on pourrait envisager que la méthode utilisant les images WSM puisse produire des cartes de rizières à l'échelle du continent asiatique, sur une base au moins annuelle, à

condition qu'une politique volontariste et restrictive d'acquisition de données ASAR soit appliquée. Cette condition paraît irréaliste à l'heure actuelle, mais l'arrivée de Sentinel-1 devrait pouvoir permettre d'atteindre au moins en partie ces objectifs. De telles cartes pourront ensuite être couplées à des modèles de production végétale qui permettront d'estimer les quantités de méthane produites par ces rizières. Les émissions de méthane dans les rizières dépendent cependant en grande partie des conditions d'irrigation du sol. Ces modèles ont donc besoin d'informations concernant l'état d'irrigation des rizières, c'est-à-dire la présence ou non d'une couche d'eau au pied des plantes de riz. La rétrodiffusion des rizières étant dominée par le phénomène d'interaction surface/volume grâce à la présence d'eau, le radar devrait théoriquement être en mesure de déterminer si une couche d'eau est présente ou non. Ce potentiel de l'imagerie radar pour l'estimation de l'état du sol sous les rizières a été rapidement considéré au cours de cette thèse dans le cadre du projet Dragon (Annexe A), mais il a été difficile de tirer des conclusions en raison notamment de l'absence de données de validation. Des recherches supplémentaires sont donc à effectuer dans ce sens.

Annexes

Annexe A :

Rapport final du projet ID 2562 « Rice Monitoring in China » du programme Dragon.

Annexe B :

Présentation du projet « Rice monitoring using ENVISAT data » (ENVISAT Announcement of Opportunity, ID 697).

Annexe C :

Article 4 :

Lam Dao N., Le Toan T., Apan A., **Bouvet A.**, Young F., Le Van T.

"Effects of changing cultural practices on C-band SAR backscatter using Envisat ASAR data in the Mekong River Delta"

accepté pour publication dans *Journal of Applied Remote Sensing*

Annexe D:

Article 5 :

Hadria R., Duchemin B., Baup F., Le Toan T., **Bouvet A.**, Dedieu M., Le Page M.

"Combined use of optical and radar satellite data for the detection of tillage and irrigation operations: case study in Central Morocco"

Agricultural Water Management, vol. 96, pp.1120-1127, 2009

Annexe A

DRAGON PROJECT ID 2562 RICE MONITORING IN CHINA

T. Le Toan⁽¹⁾, B. Tan⁽²⁾, Z. Li⁽²⁾, B. Li⁽³⁾, A. Bondeau⁽⁴⁾, Y. Huang⁽⁵⁾, A. Bouvet⁽¹⁾, W. He⁽²⁾, S. Yang⁽³⁾,
W. Zhang⁽⁵⁾, W. Sun⁽⁵⁾, S. Quegan⁽⁶⁾

(1) Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère, 18 Avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 9, France,
Thuy.Letoan@cesbio.cnes.fr

(2) Institute on Forest Resources and Information Technique, Chinese Academy of Forestry, Beijing, P.R. China,
tan@mail.forestry.ac.cn

(3) Institute of Agricultural Resource and Environment, Jiangsu Academy of Agriculture Sciences, Nanjing, P.R. China
bbli88@sohu.com

(4) Potsdam Institute for Climate Research (PIK), Potsdam, German, alberte@pik-potsdam.de

(5) LAPC, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029 PR China
huangy@mail.iap.ac.cn

(6) Centre for Terrestrial Carbon Dynamics, Sheffield Centre for EO Science, University of Sheffield, Hicks Building,
Hounsfield Road, Sheffield S3 7RH, UK, S.Quegan@sheffield.ac.uk

1. PROJECT OBJECTIVE

Rice is the primary food source for more than half of the world's population, and it is essential to enhance the sustainability and productivity of rice production systems for global food security. Demand for rice in Asia is projected to increase by 70% over the next 30 years. At the same time, population increase and intensification of economic development will lead to decline of rice harvested area. Paddy rice cropland distributions and management intensity will undergo changes over the coming decades.

Because of the importance of the world rice area, the changes in rice area and cultural practices can have a significant impact on the global climate change. Irrigated rice areas are the major sources of methane (CH₄) emissions from rice fields.

China is the world's largest rice producer, accounting for 32-35% of total world production (190 million tons in 2000). Area harvested to rice has declined during the past 25 years. At the same time, China's increased demand for grain has been met by raising yields and improved cultural practices. China has developed the most successful varieties of hybrid rice in the world, and more than one-third of total rice area is planted to hybrids. Chinese scientists have also developed irrigation techniques for rice that reduce water consumption by allowing intermittent drying of the paddy fields, without reducing grain yields. The shift from continuous flooding to midseason drainage water management resulted in a significant reduction of CH₄ emissions from China's paddy fields (Huang et al. 2004).

For both objectives, to monitor change in rice ecosystems in China and to study its impact on the global climate, satellite remote sensing data is an alternative that can be used to provide sufficient spatial

and temporal details needed for improved a) estimation of rice acreage and rice production and b) estimation of the impact of rice paddy agriculture on trace gas emissions.

The overall objective of the project is to refine remote sensing methods and models to monitor changes in rice cultivation and their impacts on rice production and Green House Gases emissions. This constitutes the framework for the « Rice Monitoring in China », a Dragon project aiming at assessing the use of ENVISAT instruments for rice monitoring.

2. DATA ACQUIRED AND INVESTIGATED DURING THE COURSE OF DRAGON

ESA EO data:

A large amount of ENVISAT data was acquired over the province of Jiangsu :

- ASAR Narrow Swath, APP IS2 at HH and VV,
- ASAR Wide Swath,
- MERIS data (26).

Other data used in the project:

Spot-Vegetation

3. IN- SITU DATA MEASUREMENTS

A guideline has been used to define the relevant parameters and procedures (Le Toan, 2004). Ground data have been collected at the dates of satellite passes. They include ground condition (water layer or muddy, wet and dry soil), moist and dry biomass of paddy plants, and the following plant structural parameters:

- a) Canopy structural parameters: planting distance, plant row direction, bunch distance, bunch diameter, plant height (above water layer), number of stems, stem diameter, stem inclination.

b) Leaf and panicle parameters: number of leaves per stem, leaf dimension and orientation, number of panicles per bunch, number of grains per panicle.

In 2004, four sampling units in the middle of Jiangsu Province have been selected for ground data collection. The fields cover about 500m in length and 500m in width. They are located in Gaoyou county, Xinghua county, Funing county and Hongze county respectively. The crop calendar may shift (within one-two weeks) according to local conditions (different varieties, labour availability, weather conditions). In 2005, ground data have been collected in Xinhua during the rice season. In October 2005, measurements have been performed using a DGPS at 5 samples of 1 km x 1 km for validation of mapping results.

5. JOINT FIELD VISIT IN P.R. OF CHINA

Visit and joint working sessions and field works in China:

- February 2005: Thuy Le Toan and Alexandre Bouvet in Beijing, at Chinese Academy of Forestry

- October 2005: Thuy Le Toan and Alexandre Bouvet Nanjing at Jiangsu Academy of Agriculture Sciences,

Hongze county, joint field work

Beijing, joint work at Chinese Academy of Forestry and Institute of Atmospheric Physics

Beijing: Dragon land training courses

- March 2006: Fuzhou and Beijing by Thuy Le Toan and Shaun Quegan

- July 2006: Dragon Symposium (Thuy Le Toan, Alexandre Bouvet and Alberte Bondeau)

6. PROJECT ACHIEVEMENTS

In the first phase of the study, remote sensing methodology is developed at selected test areas for rice mapping and retrieving of rice parameters. The activities include ground data collection and analysis of remote sensing data. Meantime, preliminary works on large scale crop modelling in China have been undertaken. The results obtained using ENVISAT data at the test areas in Jiangsu province indicate that it is possible 1) to map rice fields at a single date using two polarisations of ASAR APP, 2) to retrieve rice biomass using the polarisation ratio, 3) to map the main rice varieties, 4) to achieve regional rice mapping using multitemporal ASAR Wide Swath data, and 5) to detect intermittent drainage. These new findings show great potential for statistics of rice growth areas, and in providing the essential information for the modelling of rice growth and the modelling of carbon fluxes from rice fields.

6.1. Development of rice mapping and rice parameter retrieval methods

The following new remote sensing methods have been developed: 1) Mapping of rice areas using dual polarised ASAR APP and WSM data, 2) Mapping of the main rice varieties using APP data, 3) Monitoring mid season drainage using high temporal WSM data, 4) Retrieving rice biomass using polarisation ratio from ENVISAT APP, 5) Mapping of cropping system (single-double crop per year) using SPOT VGT.

Generic methodology for pre-processing multi-channel ASAR data

A first priority of the project was methodological. Prior to using ASAR data in rice mapping or rice parameters retrieval algorithms, a preprocessing step is needed in order to reduce the speckle noise. A preprocessing chain was developed to yield calibrated, registered, unbiased and optimally speckle-reduced data for any multi-channel (multi-temporal, multi-polarisation, or any combination of the two) set of SAR images, as described in Fig.1.

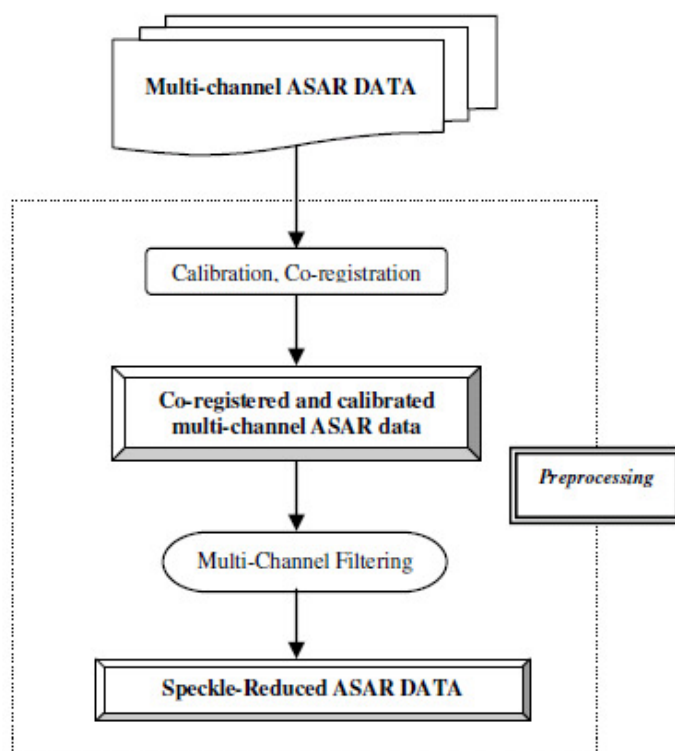


Figure 1. Optimised ASAR Preprocessing Chain

This processing chain was developed in Toulouse and Sheffield, and transferred to Beijing and Nanjing during the visits by Prof. Le Toan and Mr Alexandre Bouvet. Supporting documentation was also supplied, and assistance was provided by e-mail and discussions at the yearly symposia.

Rice monitoring using ASAR APP

- Rice/non rice mapping

Compared to the previously developed rice mapping method based on multitemporal data, the 2 polarisations of ASAR APP can bring an improvement in terms of the number of data necessary in an operational rice mapping programme. Previous experimental and theoretical studies suggested that HH backscatter is higher than VV backscatter at C band. This is due to the strong attenuation of the VV waves by the paddy plants with vertical structure. ASAR provides the first satellite C-band data with both HH and VV.

The mapping algorithm includes the preprocessing chain described above, an optional spatial filtering, the application of decision rules, and geocoding. Different classification methods are developed and tested: knowledge-based (thresholding of HH/VV ratio at a single date during the growing season), unsupervised (ISODATA, K-means) and supervised (Maximum Likelihood). The results are validated by comparison with reference maps of samples of about 1 km x 1 km, established using in situ DGPS measurements and Landsat ETM data.

The accuracy of the methods is calculated on a pixel basis at the 5 samples. The different methods have similar mapping accuracies around 86-88%. It can be concluded that a knowledge-based method with an optimal single date is sufficient to map rice with an acceptable accuracy. Fig. 2 shows the mapping result of such a method.

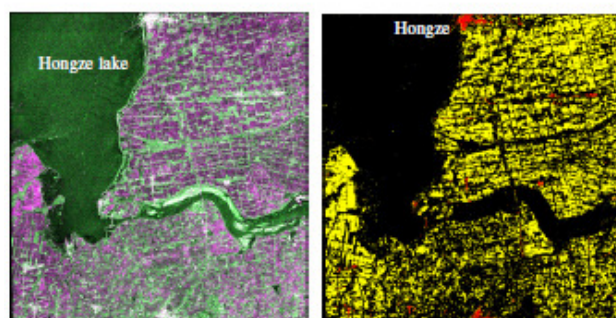


Figure 2a. ASAR image (magenta:HH, green:VV, 34 km x 38 km) of the Hongze area, Jiangsu province, 6-9-2004

Figure 2b. Map of rice fields (yellow), urban areas (red) and other (black) from Fig.2a.

- Mapping of rice varieties

In Jiangsu province as in overall China, hybrid rice tends to replace the traditional varieties (18 million ha of a total 33 million ha in 1992). Rice hybrids yield about 20% higher than inbred rice, they are also more resistant to disease and have shorter growth cycle. In the future, the proportion of hybrid rice may have a significant increase. Detection of hybrid rice by remote sensing is thus an important objective. The difference in rice structure (more vertical structure of hybrid rice)

can explain that HH/VV of hybrid rice in June-July-August is higher than that of Japonica rice (Fig. 3). It is then possible to map the two main rice varieties using multitemporal data (August for rice mapping and June for varieties mapping). Fig. 4 shows a map of hybrid and Japonica rice that is in good agreement with the local observations.

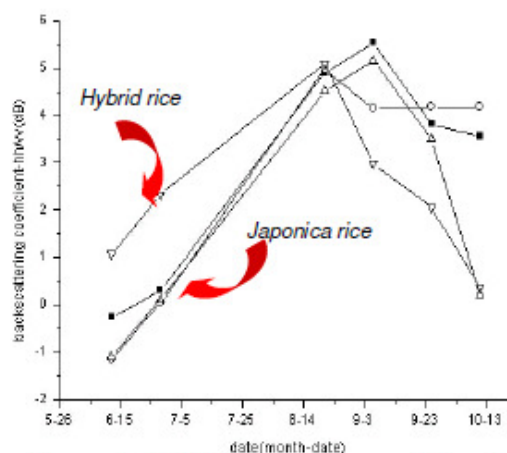


Figure 3. HH/VV ratio of two varieties of rice.

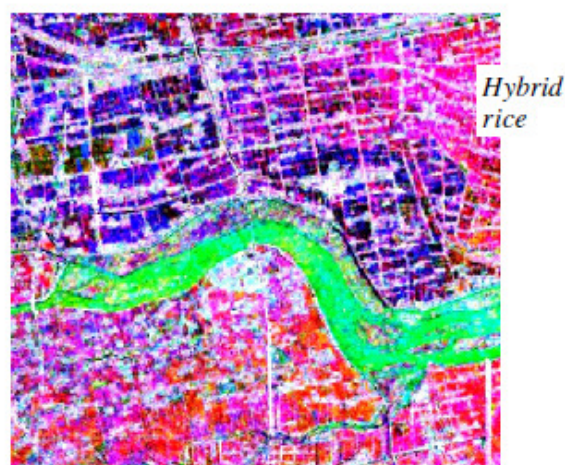


Figure 4. Map of hybrid rice (bright pink) and Japonica rice (black, blue and red, according to the crop calendar).

- Retrieval of rice biomass

Fig. 5 shows HH/VV of the test field in Gaoyou in 2004, as a function of rice wet biomass. The relationship differs according to the growth period, a linear increase from the beginning of tillering (first date, June 28) to flowering (September 8); after flowering, a decrease is observed. Fig. 6 shows the relationship between HH/VV ratio and wet biomass of all the fields where in situ biomass was measured: 1 field in Hongze and 1 in Gaoyou in 2004, and 7 fields in Hongze in 2005. The good correlation ($R^2 = 0.79$, slope: 1.02) in Fig. 9 suggests that rice biomass can be retrieved with small uncertainties until flowering (June to mid September in Jiangsu). When all the data of the whole cycle are put together, the relationship is slightly altered ($R^2 = 0.73$, slope: 1.00). However, few data after

flowering have been added due to lack of ASAR data in 2005.

HH/VV vs Wet biomass of a test field in Gaoyou, 2004

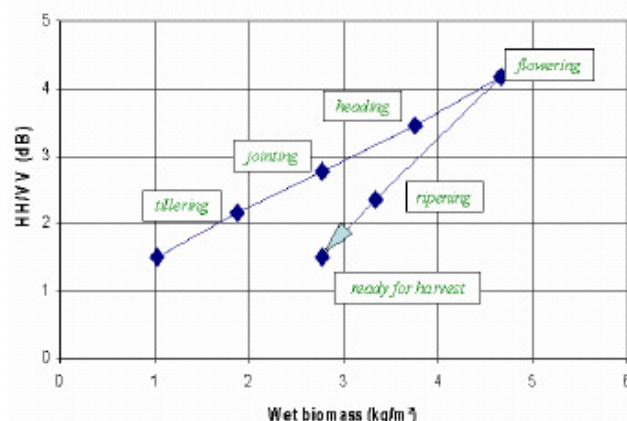


Figure 5. Temporal variation of HH/VV over a rice field as a function of rice wet biomass in Gaoyou, 2004.

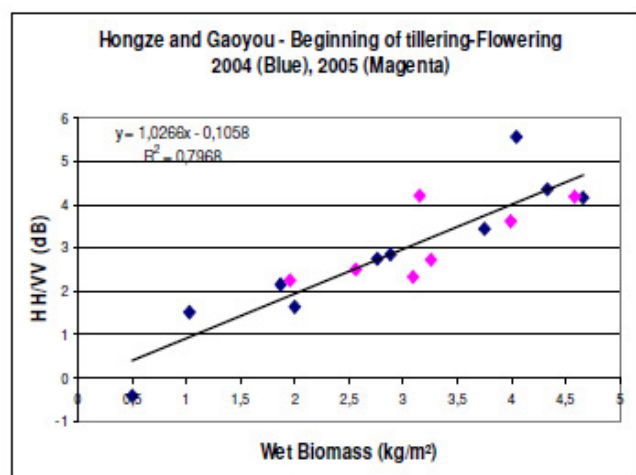


Figure 6. Relation between HH/VV and wet biomass of rice field in Hongze (1 in 2004, 7 in 2005) and Gaoyou (1 in 2004).

Rice monitoring using ASAR WSM

- Regional rice mapping

ASAR Wide Swath data, at resolution of 150 m (and pixel size of 75 m), and swath width of 400 km, are more suitable to large scale rice mapping, for the provision of regional and continental statistics on rice grown areas and rice production. The data can also replace optical data at 1 km resolution, used in the modelling of carbon fluxes from rice fields. Since WS data have only one single polarisation, HH or VV, the mapping approach consists in using the backscatter temporal change. The processing steps are the same as for APP data, except that the speckle filtering requires a smaller number of multirate data, the initial WS images are of 7 looks (instead of 1 look in APP).

Fig. 7 shows a part of a WS rice map using 2 dates, August and October 2004. Rice fields are identified as areas with strong decrease of the VV backscatter, from August to October.

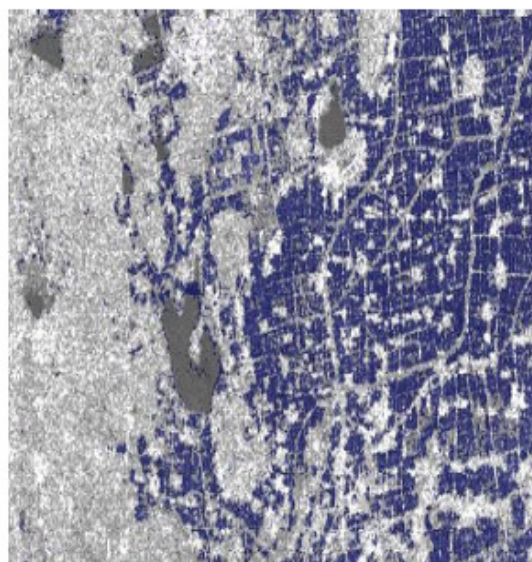
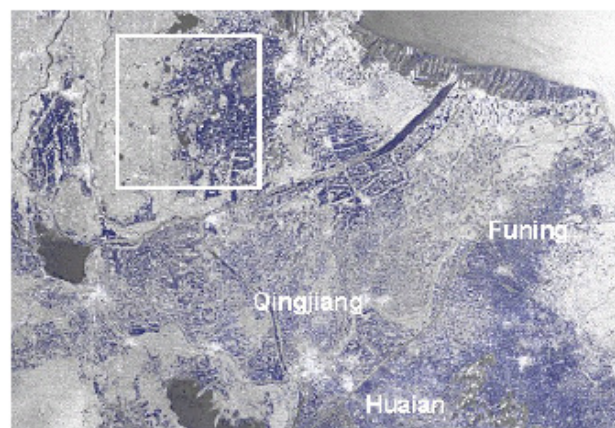


Figure 7. Map of rice fields (blue) using ASAR Wide Swath data (August and October). Region North of Qingjiang, Jiangsu (210 km x 127.5 km)

- Detection of mid-season drainage

The possibility to detect midseason or intermittent drainage would have an important impact on the estimation of CH₄ emissions from rice fields. The main interaction mechanism between the radar waves and the flooded rice canopy is the vegetation-water interaction. When the water is drained, the dominant interaction mechanisms change (vegetation-wet soil interaction, attenuated ground interaction, etc.), and the backscattering coefficient is expected to decrease.

Fig. 8 shows a colour composite image of a WSM scene with VV polarisation at 2 dates: July 2nd, 2006 in magenta, and August 6th, 2006 in green. The colour coding is such that the rice fields that appear in green have a lower backscatter in July (around -13 dB) than those that appear in magenta (around -9 dB) while both types of field have a similar backscatter in August

(between -10 and -8dB). This may be resulting from green fields being dry and magenta fields being flooded on July 2nd, with all fields flooded on August 6th. This is consistent with our knowledge of the agricultural practices in this area, where a mid-season drainage can be done around 3 weeks after transplanting, which occurs in mid-June.



Figure 8. Colour composite image of WSM VV data on July 2nd, 2006 (magenta) and August 6th, 2006 (green) in the Hongze county, Jiangsu

Monitoring of vegetation activities

MERIS data from ENVISAT were planned to derive the indicators of vegetation activities such as the Fraction of Photosynthetic Active Radiation (FPAR) and LAI, parameters which are to be used in crop modelling. The available MERIS data in 2004 were in most cases affected by cloud cover during the rice season. More frequent data acquisition would be needed in order to synthesise cloud-free data for weekly or 10 day periods. For this reason, SPOT VEGETATION decadal data have been used instead of MERIS. Fig.9 shows the temporal variation of NDVI and NDWI over rice fields at Hongze area. NDVI (normalised combination of Red and Near InfraRed) shows two cycles of vegetation activities (or greenness): the first, from March to June, corresponding to wheat, and the second, from June to October, corresponding to rice. NDWI (the Normalised Water Index) indicates the vegetation water content. Of importance is the minimum value in June that indicates the field flooding before transplantation (Xiao et al., 2002). These NDVI and NDWI series are used to create maps of agricultural areas and derive the number of crops per year and the planting and harvest dates at a large scale.

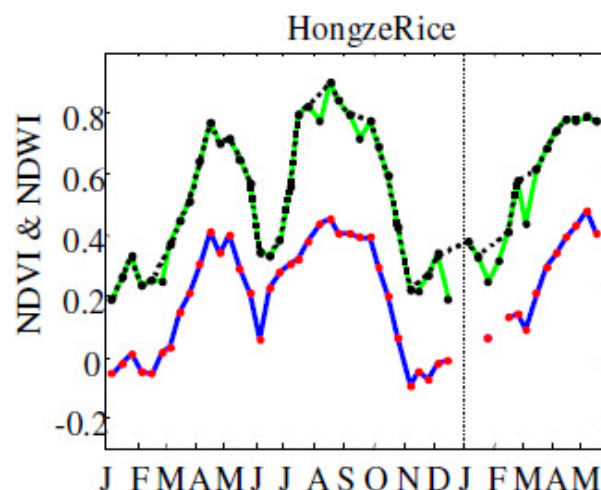


Figure 9. Temporal variation of NDVI (green) and NDWI (blue) over rice fields at the Hongze area. (Black dots are NDVI after further cloud filtering method)

6.2. Crop modelling and methane emissions monitoring

Crop growth models generally simulate the daily growth and development rates of the crop, using as input meteorological parameters such as solar radiation, temperature, precipitation and humidity, together with ancillary data including plant species, soil type, fertilizer. The growth rate is calculated through the conversion of radiant energy to biomass. In general, remote sensing data are used to derive input parameters, usually FAPAR, percent vegetation cover or Leaf Area Index. Remote sensing data can also be used to reinitialise or reparameterise the model.

The rice model used by the Chinese team is Agro-C. The model used by the European team is the LPJ-C (Lund-Potsdam-Jena model for Crops), a dynamic vegetation model which can be used at regional or continental scales. Preliminary works consisted in adapting the LPJ-C model to multi-cropping system in China.

A methane emission module, CH4MOD, can be added to these rice models to provide estimations of the methane released by rice fields along the season. Fig. 10 shows the simulated methane emissions by Chinese paddy fields from 1955 to 2000.

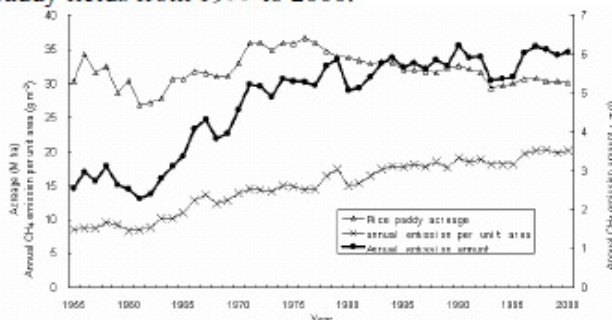


Figure 10. Modeled CH₄ emissions from rice paddies in China compared to rice acreage from 1955 to 2000

7. CONCLUSION AND RECOMMENDATIONS

The project succeeded in developing new remote sensing methodology for rice mapping and monitoring of rice parameters. ENVISAT ASAR data are the main data source for a) rice mapping, b) mapping of rice varieties, c) detection of drainage, d) retrieving of rice biomass and e) regional rice mapping; whereas monitoring of vegetation photosynthetic activities has been done with SPOT VGT. Meantime, works have been carried out to adapt a Dynamic Vegetation Model to cropping system in China. Models developed for methane emission from rice fields have been tested over China and temporal and spatial atmospheric methane concentration have been simulated to be compared to seasonal variation of methane column measurements from SCIAMACHY.

The methods and tools developed are ready to be used for linking remote sensing retrievals to biochemistry models, provided that data could be acquired over the agricultural regions of China that are critical in terms of carbon fluxes.

This will be the objective of the ID 5319 Dragon 2 project entitled "The role of croplands in the Carbon budget of China".

Annexe B

Présentation du projet « Rice monitoring using ENVISAT data » (ENVISAT Announcement of Opportunity, ID 697).

Introduction

L'Article 2 (Chapitre 4) et l'Article 3 (Chapitre 5) présentent des résultats obtenus dans le cadre du projet « Rice monitoring using ENVISAT data » (ENVISAT Announcement of Opportunity, ID 697). Dans ce projet, des séries multitemporelles de données ASAR du satellite ENVISAT ont été acquises sur l'ensemble du Delta du Mékong tout au long de l'année 2007, et ont été utilisées pour développer les méthodes de cartographie des rizières décrites dans les articles. Dans cette annexe, nous présentons la zone d'étude considérée, ainsi que les jeux de données acquis.

La zone d'étude : le Delta du Mékong

Le Delta du Mékong est la principale région rizicole du Vietnam. On y produit plus de la moitié du riz du pays, ce qui correspond à environ 3% de la production mondiale. Le Delta du Mékong, situé à l'extrême sud du pays, comprend 13 provinces qui couvrent environ 40 000km² (275km du nord au sud, 260 km d'est en ouest). La région est très plate, l'altitude restant en majorité au dessous de 5m. Le fleuve Mékong se divise dans cette plaine en un réseau de neuf défluent principaux avant de se déverser dans la mer de Chine méridionale.

La Figure B.1 présente la localisation et les noms des 13 provinces, ainsi que le relief issu du modèle numérique de terrain de SRTM (Shuttle Radar Topography Mission).

Le climat est tropical (8.5°N-11°N de latitude), avec une saison humide de mai à octobre-novembre et une saison sèche de décembre à avril. Des inondations saisonnières recouvrent chaque année une grande partie de la région. Elles commencent à partir d'août dans le delta supérieur, puis s'étendent dans le delta inférieur en septembre-octobre et peuvent durer jusqu'à début décembre. Ces inondations drainent de grandes quantités d'alluvions qui fertilisent le sol. Les terres sont utilisées principalement pour l'agriculture (63%),

l'aquaculture (17,7%) et la sylviculture (8,9%). Les sols agricoles comprennent principalement des rizières, ainsi que des vergers, des champs de canne à sucre et des cultures annuelles. Le delta est donc rural, mais toutefois très densément peuplé (17,7 millions d'habitants).

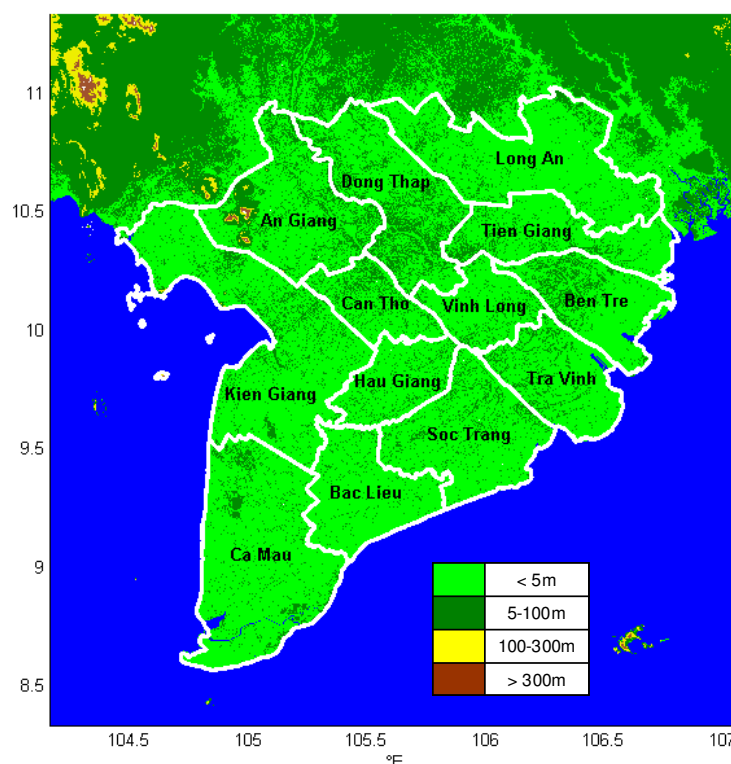


Figure B.1. Carte des 13 provinces du Delta du Mékong, et relief issu de SRTM.

Le calendrier rizicole est relativement complexe. A l'origine, seul le riz flottant, dépendant des précipitations et des inondations saisonnières, était cultivé, ce qui n'autorisait qu'une seule récolte de riz par an, pendant la saison humide. Depuis quelques décennies, grâce aux variétés modernes à court cycle de croissance et aux progrès techniques, notamment dans le domaine de l'irrigation, la riziculture s'est intensifiée, et l'on peut atteindre deux ou parfois trois récoltes de riz par an.

La région peut être divisée grossièrement en deux types écologiques : les terres intérieures et les zones côtières. Les terres intérieures possèdent un réseau d'irrigation dense et bénéficient d'un sol fertile grâce aux sédiments apportés par les inondations, ce qui permet les doubles ou triples récoltes de riz annuelles. Cette zone comprend les provinces d'An Giang, de Dong Thap, de Can Tho, d'Hau Giang, de Vinh Long, de Long An, et la partie occidentale de Tien Giang. Les zones côtières subissent des intrusions salines pendant la saison sèche, ce qui limite la fertilité du sol. Les schémas de culture prédominants sont donc soit une récolte de riz suivi d'une période d'aquaculture de crevettes, soit une double récolte de riz. Cette zone

comprend tout ou partie des provinces côtières : Kien Giang, Ca Mau, Bac Lieu, Soc Trang, Tra Vinh and Ben Tre.

Dans les terres intérieures, on réalise une culture de riz pendant la saison sèche. Ce riz d'hiver-printemps (appelé localement "Dong-Xuan") est planté en novembre-décembre et récolté entre février et avril. A la saison humide, les agriculteurs cultivent une ou deux cultures de riz. La culture d'été-automne (appelée localement "He-Thu") est plantée entre avril et début juin, et récoltée entre juillet et début août. Lorsque les champs sont protégés des inondations saisonnières (de nombreuses digues ayant été construites suite aux inondations record de 2000), une seconde culture de saison humide est réalisée. Ce riz d'automne-hiver (appelé localement "Thu -Dong") est repiqué en août, et récolté en novembre-décembre.

Dans les zones côtières, on réalise une culture de riz en été-automne, et une seconde culture en « saison humide principale » (appelée localement "Mua"), plantée de septembre à novembre et récoltée entre décembre et mars.

Les données utilisées : ASAR APP et ASAR WSM

Dans le cadre de ce projet, des séries temporelles d'images ASAR ont été commandées afin de réaliser une couverture totale du delta avec un grand nombre de dates d'observation.

ASAR est un radar à synthèse d'ouverture qui fonctionne en bande C (longueur d'onde de 5,6cm) et possède plusieurs modes d'acquisition.

Les images acquises sont de deux types :

- des images APP, du mode « Alternating Polarisation »,
- des images WSM, du mode « Wide-Swath ».

Les caractéristiques de ces deux modes d'acquisition sont résumées dans le Tableau B.1.

Tableau B.1. Caractéristiques des modes APP et WSM d'ASAR

Paramètre	APP	WSM
Polarisations	HH et VV	HH
Taille de pixel	12,5m	75m
Largeur de fauchée	105 km	405 km
Angle d'incidence	19,2°-26,7°	17°-42°
Nombre de vues radial	1	7
Nombre de vues azimutal	2	3

Les images APP sont utilisées pour la cartographie de la province d'An Giang. Des images issues de deux traces du satellite sont nécessaires pour couvrir entièrement la province. La trace 369 couvre la majeure partie de la province, et la trace 140 complète la partie manquante. Les images WSM, grâce à leur plus grande fauchée, sont utilisées pour la cartographie du Delta du Mékong en entier. Afin d'augmenter la fréquence des observations, des images issues de trois traces ont été utilisées, les traces 304 et 032 en orbite descendante, et la trace 412 en orbite ascendante. La Figure B.2 montre la localisation de ces images.

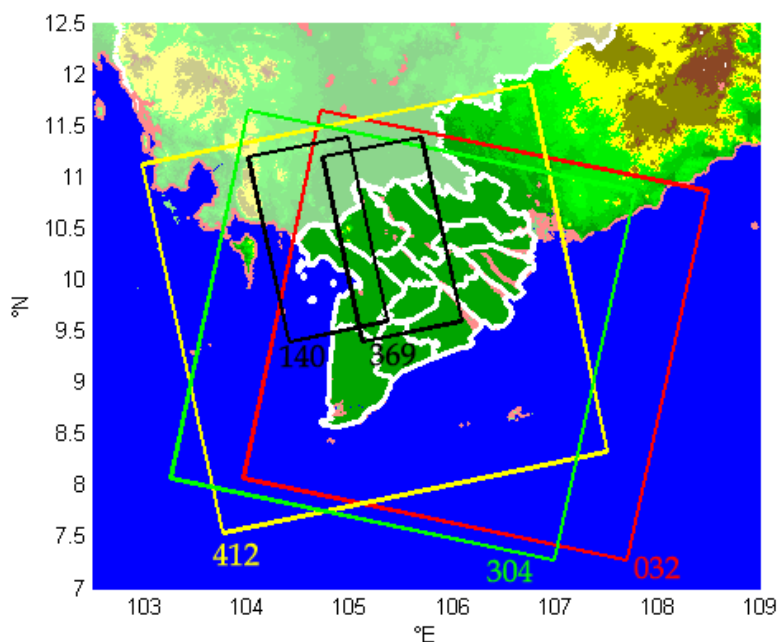


Figure B.2. Localisation des images acquises en mode APP (noir) et WSM (couleurs) sur la zone d'étude. Le numéro des traces correspondantes est indiqué.

La Figure B.3 montre les dates auxquelles ces données ont pu être acquises, ainsi que les dates correspondant aux différentes saisons de riz dans le Delta du Mékong.

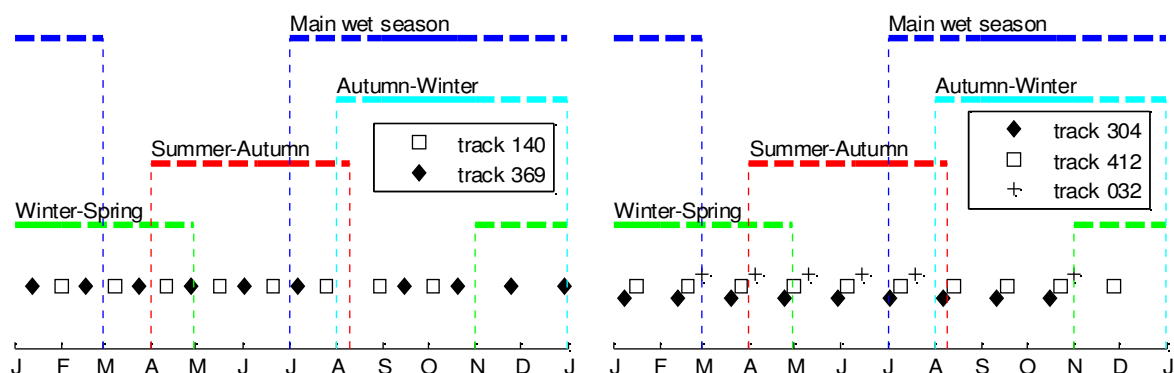


Figure B.3. Dates des acquisitions d'images ASAR APP (gauche) et WSM (droite) et calendrier des récoltes de riz dans le Delta du Mékong.

Annexe C

Effects of changing rice cultural practices on C-band SAR backscatter using Envisat ASAR data in the Mekong River Delta

Nguyen Lam-Dao^{a,d}, Thuy Le-Toan^b, Armando Apan^a, Alexandre Bouvet^b, Frank Young^a, Trung Le-Van^c

^a Faculty of Engineering and Surveying, University of Southern Queensland, Toowoomba QLD 4350, Australia

lamdao@usq.edu.au, apana@usq.edu.au, youngf@usq.edu.au

^b Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère, 18 Avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 9, France

Thuy.Letoan@cesbio.cnes.fr, alexandre.bouvet@cesbio.cnes.fr

^c Department of Geomatics, HoChiMinh City University of Technology, 268 Ly Thuong Kiet St., Dist. 10, Ho Chi Minh City, Vietnam

lvtrung@hcmut.edu.vn

^d GIS and Remote Sensing Research Center, HoChiMinh City Institute of Resources Geography, 1 Mac Dinh Chi St., Dist. 1, Ho Chi Minh City, Vietnam

ldnguyen@vast-hcm.ac.vn

Abstract. Changes on rice cultivation systems have been observed in the Mekong River Delta, Vietnam. These changes could have impacts on radar remote sensing methods previously developed for rice monitoring. Using Envisat ASAR data, this study showed that the radar backscattering behaviour is much different from that of the reported traditional rice, due to changes brought by modern cultural practices. At the early stage of the season, direct sowing on fields with rough and wet soil surface provide very high backscatter values for both HH and VV data. Around 10–20 days after sowing, field flooding dramatically decreases the backscatter. Afterwards, the backscatter increases and then reaches a saturation level at the middle of crop cycle. HH, VV and HH/VV are not strongly related to biomass, in contrast with the traditionally accepted knowledge. However, HH/VV ratio could be used to derive the rice/non-rice classification algorithm to produce a highly accurate map of planted rice areas.

Keywords: rice crop, cultural practices, SAR processing, polarisation, mapping.

1 INTRODUCTION

Rice is one of the world's major agricultural crops and is the staple food for more than half of the world population. In Asia, more than 2000 million people obtain 60 to 70% of their calories from rice and its products [1]. Food security has become a key global issue due to the Asian region's rapid population growth, extensive conversion of arable lands, and declining overall productivity in some areas because of climate effects (floods, water shortage, low or high temperature) and plant diseases. For this reason, there is a need to develop spatio-temporal monitoring system that can accurately assess rice area planted, crop vigour and health, and to predict crop yield.

In the past years, many research projects on rice crop monitoring have been carried out using remote sensing data. Among them, space-borne Synthetic Aperture Radar (SAR) data available since the 1990s from ERS-1 and 2, and RADARSAT-1 were recognised as the most valuable data source for the tropical and sub-tropical regions. At present, new radar technology and increased image data availability proved to be effective with the launch of

new systems in 2002 (Envisat), 2006 (ALOS), and 2007 (TerraSAR-X, RADARSAT-2). More systems are scheduled in the near future, e.g. RISAT or Sentinel 1.

Research on rice crop monitoring using satellite radar data has been conducted in various countries including Indonesia [2,3]; Japan [2,4,5]; Vietnam [6,7,8]; China [9,10,11,12,13,14]; Sri Lanka [15]; India [16]; and the Philippines [17]. These studies reported results, most of them based on C band (frequency = 5.3 GHz, wavelength = 5.6 cm) SAR data, on various aspects: a) experimental SAR data analysis as a function of rice biophysical parameters and their temporal change, b) interpretation of the observations by theoretical modelling, c) development and application of classification methods, d) retrieval of biophysical parameters and e) interface with rice growth models for crop yield prediction.

Theoretical modelling has indicated that, at C band, the dominant scattering mechanism of HH (Horizontal transmit – Horizontal receive polarisation) and VV (Vertical transmit – Vertical receive polarisation) is the double bounce vegetation-water scattering [2,4,5]. The radar response of HH is higher than that of VV because of the stronger attenuation of VV by vertical stems.

Experimental results confirmed that a) the radar backscattering coefficients of rice fields have a characteristic increasing temporal behaviour resulting from the increase of double bounce scattering with plant biomass, b) similar variations of the radar backscattering coefficients were observed in different study areas when expressed as a function of rice biomass, and c) the backscattering intensity at C-band VV (ERS) or HH (RADARSAT) increases with increasing biomass during the vegetative phase (before reproductive phase) [2].

The analysis and modelling results have been used to derive methods of rice mapping and biomass retrieval based on a) intensity temporal change [2,18], and b) value of the ratio between HH and VV [19].

These mapping and retrieving methods have been widely validated in the past ten years. However, in recent years, changes in rice cultural practices have been observed in different regions of the world. The changes are caused by the rice demand pressure and water shortage, and exacerbated by the progress in technology and the decrease of available manpower.

Vietnam is the second largest world rice exporters since the mid-1990s and the Vietnamese people are among the world's top five rice consumers [20]. At the southern tip of Vietnam, the fertile Mekong River Delta accounts for more than half of the country's rice production [21]. This makes the rice growing areas of the Mekong River Delta a good example to study the changes from traditional to modern rice cultivation system, gradually adopted in the last ten years. The changes consist of a) increasing the number of crops from one or two, to two or three crops per year, b) changing from transplanting to direct sowing, c) using water-saving technology, d) using short-cycle seed varieties (85 to 105 days) and e) using fertilizer and pesticide more intensively. These changes in rice practices can have a significant impact on radar backscattering behaviour that may have an influence on remote sensing methods.

In the Mekong River Delta of Vietnam, the rainy season usually lasts seven months from May to November, and floods annually occur starting from August. Dike system has been built and intensified in recent years to block the floodway into the fields during the flood season in order to increase the number of crops during the wet season from one crop to two crops of rain-fed rice, named Summer Autumn (SA) and Autumn Winter (AW) crops. In the dry season, an irrigated rice crop, Winter Spring (WS) has been grown. As a result, two or three rice crops in a year have been planted, resulting in an increase in rice production from 12.8 million tons in 1995 to 19.3 million tons in 2005, i.e. raising 51% in ten years [21]. These multiple crops are made possible by the availability of short cycle rice varieties.

Besides increasing the number of crops a year, cultural practices have been changed in various ways. Rice farmers scarcely practiced transplanting as they did few years ago, and nowadays the conversion to direct sowing is almost fully achieved. Because of economic growth, increased labour demand puts upward pressure on wages or reduces the availability of

labour for many farm operations. This has encouraged farmers to switch from transplanting, which requires 25-50 person-days per hectare, to direct seeding, which requires at most only about five person-days per hectare [22].

Concerning water management, the rice-based cultivation system is a major consumer of the freshwater resource. Saving water in the field is economically important for farmers and contributes to environmental protection. Therefore, a new water saving technology called alternative wetting and drying (AWD) was introduced and disseminated several years ago. Using the AWD technique with fewer pumping operations, the crop is not continuously flooded.

These changes in cultural practices suggest the need to re-assess radar remote sensing methods developed previously for monitoring traditionally cultivated rice crop.

The study site is located in the An Giang province, where SAR data and ground data were acquired over a period of 12 months in the year 2007. The objectives of the study were to understand the relationship between radar backscatter coefficients and selected parameters (e.g. height and biomass) of rice crops over an entire growth cycle and to develop algorithms for mapping and monitoring rice cropping systems using time-series SAR imagery.

This paper describes an analysis of the effect of changing cultural practices on radar backscatter of C-band, HH, VV polarisations from Alternating Polarisation Precision (APP) data of Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR) instrument on Envisat satellite and discusses the possible applications of the derived new knowledge.

2 TEST SITE AND DATA

2.1 Test site

The climatic conditions in the Mekong River Delta are particularly favourable to agricultural production, such as high solar radiation and favourable high temperature. The Delta has a monsoon tropical semi-equatorial climate. Two seasons are distinguishable: the rainy season that lasts from May to November and constitutes approximately 90 percent of the total rainfall of 1600-2000 mm, and the dry season that lasts from December to April. The combination of hydrology, rainfall pattern, and availability of irrigation constitutes the variety of rice-based cropping systems (Table 1) practiced in the Mekong River Delta.

Table 1. Main rice-based cropping systems in the Mekong River Delta.

Rice-based cropping system	Rice season
Single rice crop	Traditional rice (rain-fed)
Double rice crop	Summer Autumn – Autumn Winter (rain-fed)
	Winter Spring – Summer Autumn (irrigated)
Triple rice crop	Winter Spring – Summer Autumn - Autumn Winter

Table 1 summarises the major rice cropping systems practiced in the Mekong River Delta. The double cropping system may be the WS – SA or the SA – AW system. As the WS crop grows during the dry season, the WS – SA cropping system is practiced in areas that receive irrigation water. The SA – AW system is practiced under predominantly rain-fed conditions. The crop calendar varies each year, depending on the onset of the rainy season at the start of the Summer Autumn crop.

The study area is the An Giang province (Fig. 1), extending from 10° 12' to 10° 57' N latitude and 104° 46' to 105° 35' E longitude and is covered by the entire 100 x 100 km Envisat ASAR scene IS2 mode (Fig. 1(a)). Located at the border of Cambodia, about 190km from Ho Chi Minh City, An Giang has an area of 3 536.8 square kilometres, with a population of about 2 231 000 people [23].

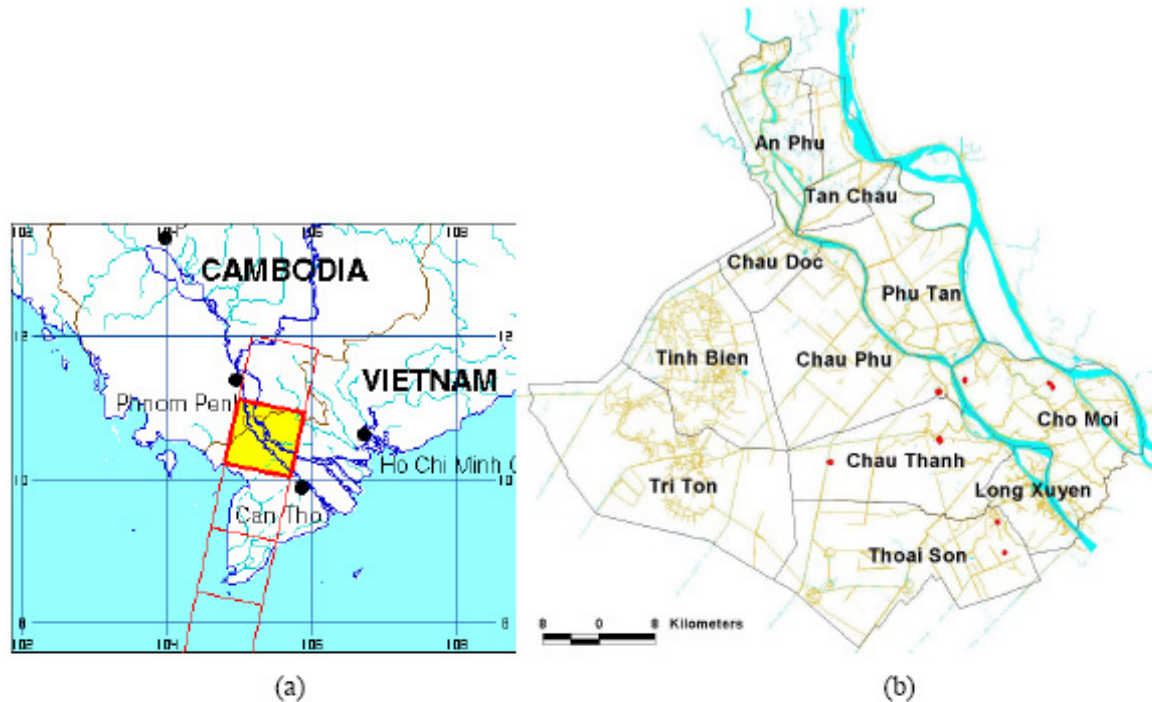


Fig. 1. The An Giang province: (a) Location of the frame of Envisat ASAR APP scene on the study site; (b) Administrative boundary map of An Giang province, with locations (red dots) of the sampling areas.

In An Giang province, agricultural land covers the largest area (280 494 ha), of which 93.6% (262 649 ha) is dominated by rice farms [24]. The main rice seasons in the province are listed in table 2.

Table 2. Main rice seasons in An Giang, Mekong River Delta.

Rice crop		Planting	Harvesting
English name	Local name		
Winter Spring	Dong Xuan	Nov./Dec.	Mar./Apr.
Summer Autumn	He Thu	Apr./May	Jul./Aug.
Rainy season	Thu Dong (Autumn Winter)	Jul./Sep.	Oct./Dec.
	Mua (Traditional rice)	Jul./Sep.	Nov./Jan.

2.2 SAR Data

This study used the Envisat ASAR APP data of HH and VV polarisation, IS2 (Image Swath) incidence angle ($19.2^{\circ} - 26.7^{\circ}$) at 35-day repeat interval. The APP images have a nominal spatial resolution of 30 m x 30 m and pixel size of 12.5 m x 12.5 m, with a swath width of about 100 km. The data under study have been acquired at ten dates in 2007 covering three rice crops (Table 3).

The pre-processing steps of the SAR data consisted of a) image calibration or conversion of the data into the radar backscattering coefficient sigma nought (σ^0); b) image geo-correction; and c) image spatial filtering.

Image calibration consisted of correcting SAR images for incidence angle effect and for replica pulse power variations, to derive physical values. This transformed SAR precision images into intensity images expressed in σ^0 . Image geo-correction was performed to reproject the calibrated images to the selected cartographic projection, i.e. UTM, ellipsoid WGS-84.

Spatial filtering was then done to reduce the speckle effect in the image. In this work, enhanced Frost spatial filter has been applied to each image [25,26]. The software BEST (Basic Envisat SAR Toolbox) and ENVI have been used for these processing steps.

Table 3. List of Envisat ASAR data used.

Sensor	Observation date	Rice crop
Envisat ASAR Narrow Swath	January 13, 2007	Winter Spring
	February 17, 2007	
	March 24, 2007	
	April 28, 2007	Summer Autumn
	June 02, 2007	
	July 07, 2007	
	September 15, 2007	Rainy season
	October 20, 2007	
	November 24, 2007	
	December 29, 2007	

2.3 Ground and survey data

Seven sampling areas which are located in Chau Phu, Chau Thanh, Thoai Son and Cho Moi district (Fig. 1(b)) were selected to meet the research objectives. The main criteria used for the selection of sampling areas were representativeness of rice growing regions in terms of physiographic stratification, variety of crop type and cultural practices, and accessibility of the area for ground data collection [27]. The measurements were done on five rice fields in each of the seven sampling areas. The size of fields was ranging from 0.2 to 1.7 ha. The parameters measured at 3-5 samples for each field include general parameters (rice variety, method of planting, sowing/transplanting and harvesting date, plant phenological stage, water layer height, yield), plant parameters (number of plants per square meter, plant height, height uniformity, number of stems per plant, wet and dry weight per plant), leaf parameters (number of leaves per stem, leaf length and width) and panicle parameters (number of panicles per plant, number of grain per panicle and moist weight of panicle). All field works were accomplished during or near the time of the satellite pass. Location of rice fields were identified on the reference map scale of 1:50,000 and measured on the ground using hand-held GPS receivers with a location accuracy of approximately 10 meters.

For WS, SA and AW crops, the farmers used various seed varieties of short cycle ranging from 86 to 106 days with the mean of 97 days. In the sampling fields, the dominant varieties grown were Jasmine (34%) and IR 50404 (21%). Direct sowing method was dominant at about 80% of the selected fields. In each sampling area, the sowing/transplanting dates differ between the sampling fields from 0 to a maximum of 9 days.

The height of rice plant (plotted in Fig. 2(a)) was measured at the SAR acquisition date. Two categories were distinguished: fields with standing water (noted WS, SA and AW), and fields without standing water (noted WS0, SA0, and AW0). The height was measured from the top of the plant to the ground or water level. Since the water layer, when present, ranged from 1 to 9 cm thick (with an average of 3.2 cm), the difference between plant height with and without water does not seem significant. The plant height increases up to 80 - 100 cm, at about 70 days, where it started at 100 days for long cycle rice [2].

The plant densities of sampling fields measured at the middle of the season have average values of 928, 850, 750 stems per square meter in WS, SA and AW crops, respectively, whereas plant density of 200 stems per square meter was observed in traditional practiced rice fields at the same stage [2].

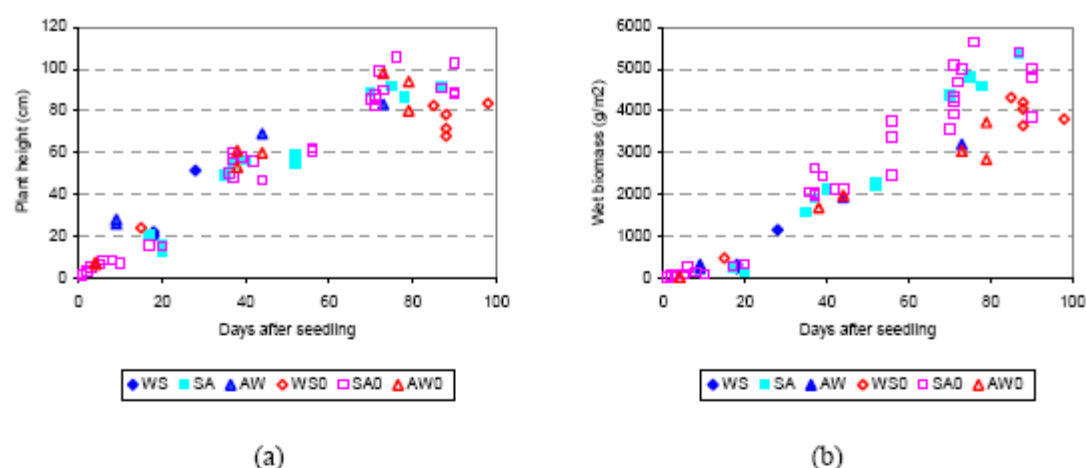


Fig. 2. Temporal variation of (a) plant height; (b) biomass in WS, SA, and AW crops.

During the Summer-Autumn crop, the rice biomass increased steadily during the growing stage (vegetative stage and continue at the reproductive stage) and reached the maximum value of about 5000 g/m² or more at the final stage (harvest) (see Fig. 2(b)). For the Winter-Spring and Autumn-Winter rice crops, a maximum value of 4000 g/m² was observed. In comparison, the plant wet biomass in Akita, Japan [4] and in Semarang, Indonesia [2] showed an increase until the reproductive phase. The maximum biomass value obtained from these two test sites was around 3500 g/m², which is lower than that of the fields cultivated by modern practices. This could be explained by the higher plant density of the modern cultivated rice fields as explained in the above paragraph, the use of fertilizer, and the rice varieties of higher yield.

The plant height and rice biomass of the two dominant rice varieties i.e. Jasmine and IR 50404 in the same crop season Summer Autumn were analysed (Fig. 3). While the temporal increase of the height was similar, the rice biomass showed some differences between the two varieties. Jasmine attained more than 5000 g/m², whereas IR 50404 was lower than 5000 g/m² at the final stage of the SA season, however dominated by inter-field variation.

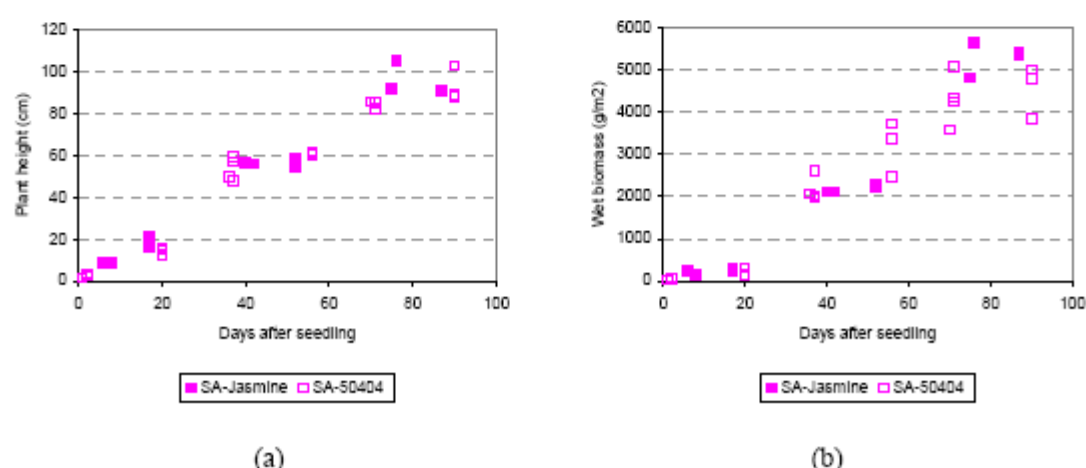


Fig. 3. Temporal variation of (a) plant height; (b) biomass in SA crop of Jasmine and IR 50404.

3 ANALYSIS OF THE RADAR BACKSCATTER

Five fields grown in Winter Spring, 16 in Summer Autumn, and four in Autumn Winter crop were selected for the analysis of their radar backscatter. The other fields were not chosen because: a) the radar response of some fields was not homogenous in term of backscatter, and b) the sampling fields grown in Autumn Winter crop were only in Cho Moi district.

3.1 Effect of water/no water in the field

Since 2005, the Water-Saving Work Group of the Irrigated Rice Research Consortium (IRRC) has established activities on water management and water-saving practices for rice in the Mekong River Delta in collaboration with Vietnam's Plant Protection Department. The farmers have, on average, two to three fewer pumping operations during the season to irrigate their fields than the past regular practice of continuous flooding.

With the traditional method, the fields are flooded at the onset of the rains or with the arrival of irrigation water, in order to prevent weeds and pests. The water depth varies from 2 to 15 cm, with an average of 10 cm. The rice plants are sown in nurseries before transplantation. After 25 to 35 days depending upon labour availability, the plants are transplanted in clusters of one to ten plants and planted in line (ten to 20 clusters by m²).



Fig. 4. An example of field samples a week after sowing (no water, very wet soil with surface roughness).

Table 4. Effect of water on radar backscattering at early stage in Winter-Spring crop.

Sample name	Age (day)	Water height (cm)	σ_{HH}^0 (dB)	σ_{VV}^0 (dB)
WS1	19	7.0	-9.1	-14.9
WS2	19	5.0	-9.1	-13.6
WS3	19	2.0	-7.2	-11.6
WS01	16	no water	-3.3	-6.3

With the present technique of direct sowing, the grains are sown at a high density directly in wet soil (Fig. 4). At the early stage of the rice crop cycle, the fields in the test area were wet soil. After 10-20 days, the fields were filled with water. Table 4 shows values of backscatter at HH and VV at the dates around 15-20 days. For fields not yet irrigated, such as field WS01, the radar backscattering coefficient is high, with values ranging from -7 dB to -2 dB in both HH and VV polarisation. This high backscatter results from wet and rough soil surface. When the fields are flooded as seen in Fig. 5 (e.g. fields WS1, WS2, WS3), the backscatter decreases significantly, with HH ranging from -7 to -9 dB and VV from -11 to -15 dB (see Fig. 6). The

low backscatter results from the backscattering from water surface, attenuated by the plant. VV is more attenuated by vertical stem and has lower values than HH.



Fig. 5. Field sample with standing water at about 20-day after sowing.

Backscatter temporal variations of HH and VV polarisation data for the three rice crops WS, SA, and AW in the year 2007 were presented in Fig. 6 and described as follows:

1) At the beginning of the rice season (<20 days after sowing), flooded and non-flooded rice fields have low and high backscatter, respectively (with the exception of two data points, maybe due to field observation performed before the exact flooding time),

2) During the period of 20-70 days, flooded and non-flooded fields have similar high backscatter response.

It was expected that in flooded fields the plant water double bounce interaction should be dominant, thus the backscatter of flooded fields should be higher than that of drained fields. A possible explanation could be due to the high density of the plants (as explained in section 2.3), or the contribution of volume scattering and multiple plant-ground scattering become important. HH>VV is as expected, linked to attenuation of the waves by the vertical plant elements. However, the most surprising feature is the very high value of HH (0 to -2 dB), not often seen in natural surfaces.

3) During the period from 0 to 70 days, the temporal increase of SAR backscatter at two consecutive data acquisition dates (e.g. 35 days with Envisat) is high if the fields are flooded at both dates, i.e. 18 dB at HH and 11 dB at VV as the maxima observed, if the fields are flooded and without much vegetation at the first date. In contrast, if the field is not flooded at the first date, a variable increase is observed at HH (0 to 8 dB), and a variable decrease (0 to 6 dB) at VV. As a consequence, the backscatter temporal change is not a robust rice classifier.

4) After the age of 70 days, almost backscattering coefficient values of the rice fields without water are slightly lower in HH and higher in VV compared to that of fields with standing water (Fig. 6).

5) The polarisation ratio (HH/VV or HH in dB – VV in dB) was presented in Fig. 7. In general, the ratio increases until the period 30-70 days, then decreases until harvest. The most striking observation is the high value of the ratio (4.6 to 7.8 dB for flooded fields). However, fields without water at the SAR overpass have large dispersion of the ratio values, varying from -1.4 to 6.5 dB.

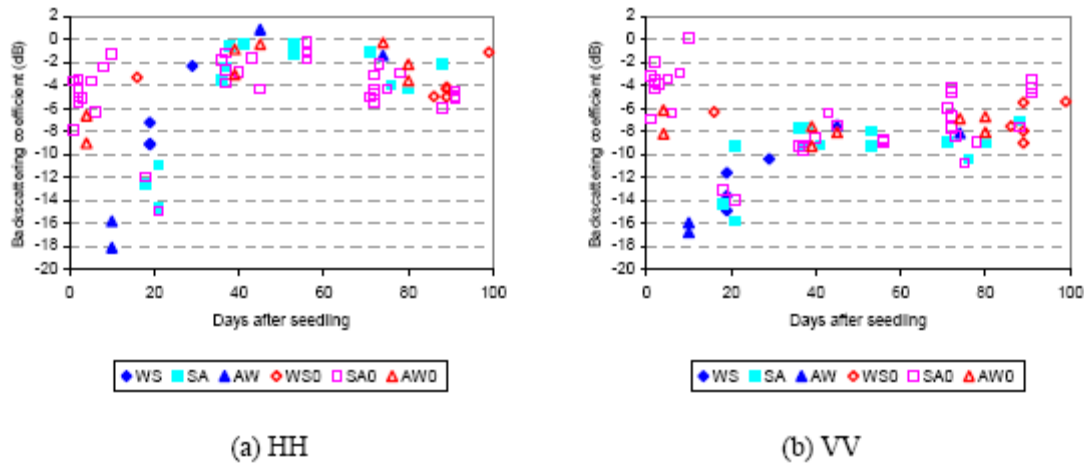


Fig. 6. Backscatter temporal variation of (a) HH; (b) VV in WS, SA, and AW crops of the fields with water and without water.

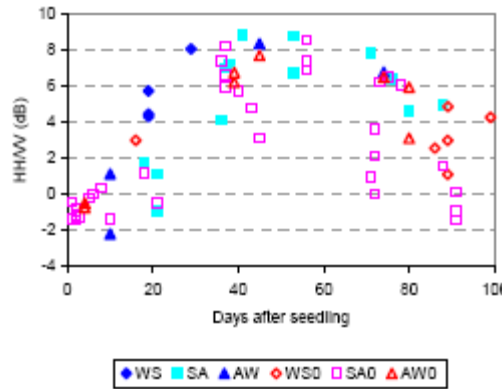


Fig. 7. Temporal variation of HH/VV ratio in WS, SA, and AW crops of the fields with water and without water.

3.2 Effect of plant structure and seed varieties

Plant structure and different rice varieties can have impact on radar response [28]. HH/VV can have lower values when the plant structure deviates from vertical. For example, for plants affected by wind, the decrease could be 2 dB (see Fig. 8(a) and 8(b) at the ripening stage). This could be due to plants in lodging (rice plants falling over) as recorded in field samples. Nine sampling fields grown from IR 50404 variety in Vinh Chanh and Phu Hoa districts were measured with stem inclination of $10^\circ - 45^\circ$ (28° in average value) at the ripening stage (Fig. 9 (b)). In comparison, stem inclinations ranging from 5° to 15° with mean of 9° were observed at the same stage from seven other fields where Jasmine seed were planted (Fig. 9(a)). The radar response of those plants decreased in comparison with vertical rice plants in HH (below -4.5 dB), and increased in VV polarisation (above -6.0 dB) (see Fig. 6) because rice stems are not vertical at the maturation stage.

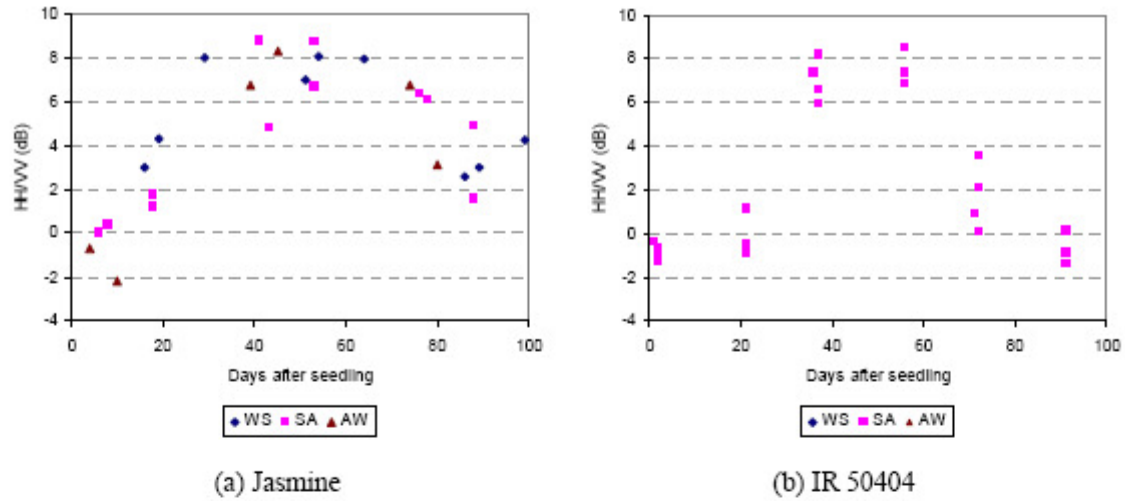


Fig. 8. Temporal variation of HH/VV ratio of (a) Jasmine; (b) IR 50404 varieties in WS, SA, and AW crops.

The differences in plant structure are also related to rice varieties. As plotted in Fig. 8b, most of IR 50404 rice variety is characterised by a very low HH/VV (below 1 dB) at the end of the rice crop, whereas Jasmine species with a quasi-vertical structure has higher ratio (Fig. 8a) at the same stage of the rice season.



Fig. 9. Sampling fields with plants in (a) quasi-vertical structure and (b) lodging at the end of SA crop.

3.3 Radar backscatter and rice biomass

In traditional rice cultivation system, radar backscatter was found to be strongly correlated to rice parameters i.e. plant height and biomass [2]. Backscatter of rice fields increases steadily during the growing stage and then reaches a saturation level. This temporal variation of radar response has proved to be effective for rice crop monitoring. Radar backscatter can increase by more than 10 dB from the beginning of the crop (flooded fields) to the saturation level [2,4,29,30].

In the study of Ribbes and Le-Toan [3], the rice growth model ORYZA1 was used to simulate rice growth with the sowing date and rice biomass values retrieved from ERS and RADARSAT SAR data as input parameters. The coupling of SAR data and ORYZA model

gave good results for rice yield estimation. Choudhury et al. [30] recently used dual polarisation ASAR data. A linear relation between polarisation ratio (HV/HH) and fresh biomass was found in the case of regular practice in the Bardhaman, India. Even though Envisat data were acquired during vegetative stage, rice biomass could be retrieved with less uncertainty, as HH alone shows saturation before maturity stage.

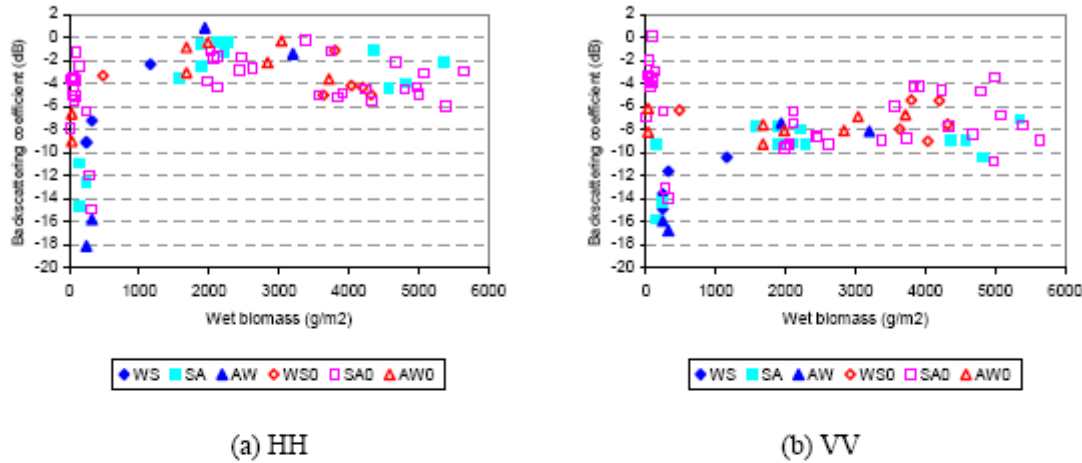


Fig. 10. Radar backscattering of (a) HH; (b) VV versus plant wet biomass in WS, SA, and AW crops.

An analysis of the relationship between radar backscatter and rice biomass in the study site of An Giang was carried out. Fig. 10 shows the HH and VV data as a function of biomass. HH and VV polarisation data increases strongly until the plant fresh biomass reaches 1000 g/m^2 (at 30 days after sowing). However, for non-flooded fields, the increase in HH is smaller and VV even decreases. A saturation level of backscatter is reached at around 2000 g/m^2 at the middle of crop cycle. After saturation level, radar backscatter remains stable and slightly reduces for HH and rises for VV until biomass gets to maximum values. Fig. 11 shows the polarisation ratio (HH/VV) as a function of rice biomass. Only the increase of HH/VV at the beginning of the season is clearly observed, however, this increase is restricted to the first month or a limit of 1000 g/m^2 . After this date, the backscatter of non-flooded fields has a large dispersion with respect to biomass. Fig. 10 and 11 show that retrieving rice biomass using HH, VV or HH/VV is not applicable to modern rice practices.

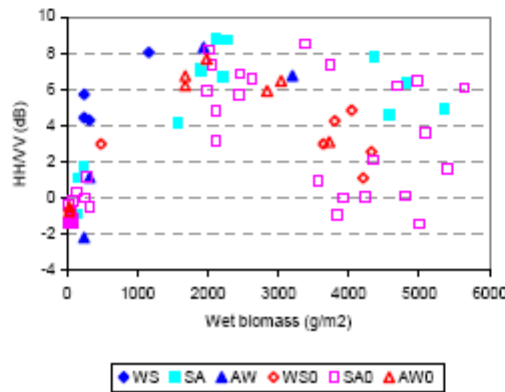
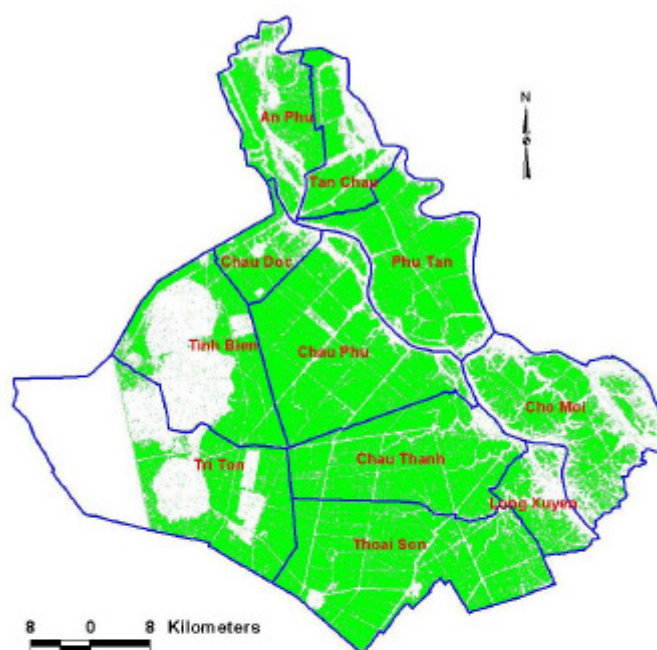


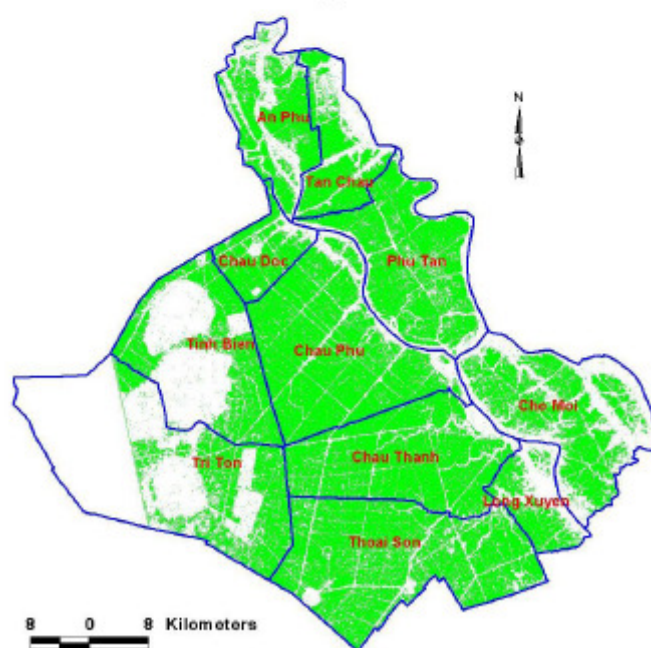
Fig. 11. Polarisation ratio versus plant wet biomass in WS, SA, and AW crops.

4 RICE MAPPING

The analysis results of the section 3 have shown that: a) methods using the temporal change of HH and VV will not work for fields which are not inundated at the beginning of the season, and b) the ratio HH/VV is a good classifier during the period of 30 days to 60 days after seeding, i.e. during the second half of the vegetative stage and the first half of the reproductive stage.



(a)



(b)

Fig. 12. Rice and non-rice maps (rice in green) of (a) WS; (b) SA crop.

Classification method based on HH/VV ratio was tested on the image taken in the middle of Winter Spring crop cycle (i.e. February) to map rice and non-rice. A threshold of HH/VV (Ra) value = 3dB is determined to segment rice and non-rice areas based on the temporal variation of HH/VV ratio in WS, SA, and AW crops of the fields with water and without water (see Fig. 7). In addition, during the middle period of crop season, the radar backscattering of sampled rice always attained values of -6 dB or less in VV polarisation and of -6 dB or more in HH polarisation (see Fig. 6). In order to reduce the confusion of rice with other non-rice classes having high HH/VV ratio values (e.g. reed or marshland with vertical plant structure, other crops, etc.), an additional criterion was added: $\sigma^0(VV) \leq -6$ dB. This threshold was chosen, after comparing between the accuracies of classified images segmented by using various combinations of thresholds, i.e. $Ra \geq 3$ dB, $\sigma^0(HH) \geq -6$ dB, and $\sigma^0(VV) \leq -6$ dB. Then, the Envisat ASAR image taken in the middle of crop cycle of Summer Autumn, i.e. June was used for validating the mapping algorithm. Fig. 12 shows the pixel-based mapping results.

Table 5. Difference of rice acreages in WS crop produced by ASAR data and statistical data.

District name	Area_GIS (Ha)	Agency data (Ha)	Rice from ASAR (Ha)	Percentage error in WS crop (%)
Phu Tan	32753	23041	24546	6.5
Chau Phu	45045	34383	36556	6.3
Tri Ton*	59867			
Tinh Bien	35634	14952	14999	0.3
Chau Doc	10452	7148	6965	-2.6
Long Xuyen	11533	5591	5244	-6.2
Thoai Son	46906	36691	39112	6.6
Tan Chau	16988	11420	10114	-11.4
An Phu	21864	14443	12377	-14.3
Cho Moi	36942	17887	17235	-3.6
Chau Thanh	35440	27686	28702	3.7
Province	353424	193242	195850	1.3

*Outside of the SAR image coverage

Table 6. Difference of rice acreages in SA crop produced by ASAR data and statistical data.

District name	Agency data (Ha)	Rice from ASAR (Ha)	Percentage error in SA crop (%)
Phu Tan	22968	22471	-2.2
Chau Phu	33959	34612	1.9
Tri Ton*			
Tinh Bien	15164	14689	-3.1
Chau Doc	7123	7220	1.4
Long Xuyen	5433	5227	-3.8
Thoai Son	35990	35223	-2.1
Tan Chau	10908	9687	-11.2
An Phu	12856	11699	-9.0
Cho Moi	16324	16827	3.1
Chau Thanh	27629	27659	0.1
Province	188354	185314	-1.6

*Outside of the SAR image coverage

The accuracy assessment of the classified rice pixels in the Winter Spring and Summer Autumn crops has been produced (Table 5 and 6) based on the statistical data published by An

Giang Statistical Office (AGSO) in the Statistical Yearbook 2007 An Giang province [31]. The difference between rice area by district from classified image and the statistics was between -14.3 to 6.6% (Table 5) and -11.2 to 3.1% (Table 6) for Winter Spring and Summer Autumn crops, respectively. Tan Chau and An Phu districts both get high differences compared to other districts. The differences of provincial rice grown acreages, however, are of 1.3% in Winter Spring crop and -1.6% in Summer Autumn crop.

5 CONCLUSION

Radar imagery consisting of multi-temporal, dual polarisation HH and VV Envisat ASAR APP data have been analysed for selected rice cropping areas in An Giang, Mekong River Delta. As a consequence of changes brought by modern cultural practices, the radar backscattering behaviour is much different from that of the traditional rice plant previously reported in scientific literature. At the early stage of the season, direct sowing on fields with rough and wet soil surface provided very high backscattered values for both HH and VV data (about -7 to -2 dB). Around 10 – 20 days after sowing, rice plants attained more or less 20 cm high and field flooding decreases dramatically the backscatter to -18 to -12 dB. The backscatter then increases and reaches a saturation level (-2 to 1 and -9 to -7 for HH and VV, respectively) in the middle of crop cycle.

The very high value of HH and the similar response of flooded and non-flooded fields are explained by the high plant density. HH, VV and HH/VV are not strongly related to plant biomass as in the reported traditional rice results. This is explained by the effect of water management, plant density and structure. As a result, retrieving rice biomass using HH, VV or HH/VV is not applicable to modern rice growing practices that prevailed in the study area, and backscatter temporal change of HH and VV is not a robust rice classifier. However, the polarisation ratio and VV data of rice fields during a long period of the rice cycle could be used to derive the rice/non-rice mapping algorithm. The result using Envisat ASAR APP data acquired at a single date provided a high accuracy of planted rice area for the first crop (the percentage error at provincial scale is of 1.3% when compared to the official statistics) and the algorithm have been validated for the second crop season of the year 2007 with the difference of 1.6% between rice acreage extracted from ASAR APP data and that from published statistical yearbook. This rice mapping algorithm will be further investigated for other crops and at other provinces in the Mekong River Delta.

Acknowledgements

This research work is supported by Vietnamese Government for funding, the European Space Agency for providing the satellite data and the An Giang University for helping with the field work.

References

- [1] FAO, International Year of Rice 2004, 2004, <<http://www.fao.org/rice2004/en/rice-us.htm>> (21 December 2008).
- [2] T. LE-TOAN, F. RIBBES, L. F. WANG, N. FLOURY, K. H. DING, J. A. KONG, M. FUJITA, and T. KUROSU "Rice crop mapping and monitoring using ERS-1 data based on experiment and modelling results," *IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing*, **35**, 41-56 (1997) [[doi:10.1109/36.551933](https://doi.org/10.1109/36.551933)].
- [3] F. RIBBES and T. LE-TOAN, "Coupling radar data and rice growth model for yield estimation," *IEEE Geoscience and Remote Sensing symposium IGARSS* (1999).
- [4] T. KUROSU, M. FUJITA, and K. CHIBA, "Monitoring of rice crop growth from space using the ERS-1 C-band SAR," *IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing*, **33**, 1092-1096 (1995) [[doi:10.1109/36.406698](https://doi.org/10.1109/36.406698)].

- [5] S. OGAWA, Y. INOUE, N. MINO, and A. TOMITA, "Monitoring of rice field using SAR data and optical data," *The 2nd International Workshop on Retrieval of Bio- and Geo-physical Parameters from SAR Data for Land Applications* (1998).
- [6] S. C. LIEW, S. P. KAM, T. P. TUONG, P. CHEN, V. Q. MINH, and H. LIM, "Application of multitemporal ERS-2 synthetic aperture radar in delineating rice cropping systems in the Mekong River Delta, Vietnam," *IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing*, **36**, 1412-1420 (1998) [[doi:10.1109/36.718845](https://doi.org/10.1109/36.718845)].
- [7] M. KAJALAINEN, R. KUITTINEN, J. VESA, K. TUOMO, N. M. HIEU, and T. T. HA, "Rice yield estimation using SAR images, meteorological data and GIS," *The ERS-Envisat symposium*. Gothenburg, Germany (2000).
- [8] N. LAM-DAO, T. LE-TOAN, and N. FLOURY, "The use of SAR data for rice crop monitoring - A case study of Mekong River Delta - Vietnam," *The 26th Asian Conference on Remote Sensing*. Ha Noi, Vietnam (2005).
- [9] Y. SHAO, X. FAN, H. LIU, J. XIAO, S. ROSS, B. BRISCO, R. BROWN, and G. STAPLES, "Rice monitoring and production estimation using multitemporal Radarsat," *Remote Sensing of Environment*, **76**, 310-325 (2001) [[doi:10.1016/S0034-4257\(00\)00212-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00212-1)].
- [10] Y. LI, Q. LIAO, X. LI, S. LIAO, G. CHI, and S. PENG, "Towards an operational system for regional-scale rice yield estimation using a time-series of Radarsat ScanSAR images," *International Journal of Remote Sensing*, **24**, 4207-4220 (2003) [[doi:10.1080/0143116031000095970](https://doi.org/10.1080/0143116031000095970)].
- [11] A. BOUVET, T. LE-TOAN, T. BINGXIANG, L. BINGBAI, H. WEI, and Z. PINGPING, "Assessment of Envisat ASAR alternating polarisation data for rice mapping in Jiangsu province, China," *The 2005 Dragon Symposium "Mid-Term results"*. Santorini, Greece (2005).
- [12] F. LING, W. QINMIN, and W. XIAOQIN, "Identification of rice crop using Envisat ASAR in Fuzhou, Fujian province, China," *The 2005 Dragon Symposium "Mid-Term results"*. Santorini, Greece (2005).
- [13] S. QUEGAN, G. HE, M. SANTUARI, W. XIAOQIN, and W. QINMIN, "Land use/cover classification and rice mapping based on Envisat ASAR data," *The 2005 Dragon Symposium "Mid-Term results"*. Santorini, Greece (2005).
- [14] J. CHEN and H. LIN, "The application of Envisat ASAR data for rice growth monitoring based on semi-empirical backscattering model," *The 26th Asian Conference on Remote Sensing*. Ha Noi, Vietnam (2005).
- [15] U. FREI, S. SPORRI, O. STEBLER, and F. HOLECZ, "Rice field mapping in Sri Lanka using ERS SAR data," *Earth Observation Quarterly*, **63**, 30-35 (1999).
- [16] I. CHOUDHURY and M. CHAKRABORTY, "SAR signature investigation of rice crop using Radarsat data," *International Journal of Remote Sensing*, **27**, 519-534 (2006) [[doi:10.1080/01431160500239172](https://doi.org/10.1080/01431160500239172)].
- [17] C. CHEN and H. MCNAIRN, "A neural network integrated approach for rice crop monitoring," *International Journal of Remote Sensing*, **27**, 1367-1393 (2006) [[doi:10.1080/01431160500421507](https://doi.org/10.1080/01431160500421507)].
- [18] F. RIBBES and T. LE-TOAN, "Rice field mapping and monitoring with Radarsat data," *International Journal of Remote Sensing*, **20**, 745-765 (1999) [[doi:10.1080/014311699213172](https://doi.org/10.1080/014311699213172)].
- [19] A. BOUVET, T. LE-TOAN, B. TAN, B. LI, W. HE, and P. ZHANG, "Assessment of Envisat ASAR alternating polarisation data for rice mapping in Jiangsu province, China," *Dragon Programme Mid-Term Results* (2006).
- [20] FAO, International Year of Rice 2004, 2004, <<http://www.fao.org/rice2004/en/p12.htm>> (21 December 2008).

- [21] GSO, "Statistical data of annual rice production by province," 2006, <<http://www.gso.gov.vn/default.aspx?tabid=390&idmid=3&ItemID=7458>> (21 December 2008).
- [22] D. DAWE, "Increasing water productivity in rice-based systems in Asia – Past trends, current problems, and future prospects," *Plant Production Science*, **8**, 221-230 (2005) [[doi:10.1626/pps.8.221](https://doi.org/10.1626/pps.8.221)].
- [23] GSO, "Statistical data of population and area by province in the year 2007," 2007, <<http://www.gso.gov.vn/default.aspx?tabid=387&idmid=3&ItemID=7337>> (21 December 2008).
- [24] AGDARD, "Statistical data of the agriculture, forest and aquatic land of An Giang Province," 2007 <<http://sonongnghiep.angiang.gov.vn/button/tong%20quan/tongquan.htm>> (21 December 2008).
- [25] A. LOPES, R. TOUZI, and E. NEZRY, "Adaptive speckle filters and scene heterogeneity", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, **28**, 992-1000 (1990) [[doi:10.1109/36.62623](https://doi.org/10.1109/36.62623)].
- [26] Z. SHI and K. B. FUNG, "A Comparison of Digital Speckle Filters," *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '94*, Pasadena, CA, USA (1994).
- [27] T. LE-TOAN, "Guidelines for ground data collection for rice monitoring experiments using Radar data," Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphere, Toulouse, (2002).
- [28] CCRS, "Fundamentals of Remote Sensing," 25 September 2007, <http://ccrs.nrcan.gc.ca/resource/tutor/fundam/index_e.php> (07 April 2009)
- [29] Y. INOUE, T. KUROSU, H. MAENO, S. URATSUKA, T. KOZU, K. DABROWSKA-ZIELINSKA, and J. QI, "Season-long daily measurements of multifrequency (Ka, Ku, X, C, and L) and full-polarization backscatter signatures over paddy rice field and their relationship with biological variables," *Remote Sensing of Environment*, **81**, 194-204 (2002) [[doi:10.1016/S0034-4257\(01\)00343-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00343-1)].
- [30] I. CHOUDHURY, M. CHAKRABORTY, and J. S. PARIHAR, "Estimation of rice growth parameter and crop phenology with conjunctive use of Radarsat and Envisat," *Envisat Symposium 2007*, Montreux, Switzerland (2007).
- [31] AGSO, *Statistical Yearbook An Giang Province 2007*, An Giang Statistical Office, An Giang, Vietnam. (2008).

Annexe D

Agricultural Water Management 96 (2009) 1120–1127



Contents lists available at ScienceDirect

Agricultural Water Management

journal homepage: www.elsevier.com/locate/agwat

Combined use of optical and radar satellite data for the detection of tillage and irrigation operations: Case study in Central Morocco

R. Hadria^{a,*}, B. Duchemin^b, F. Baup^b, T. Le Toan^b, A. Bouvet^b, G. Dedieu^b, M. Le Page^b^a Faculté des Sciences Semlalia (FSSM), Université Cadi Ayyad, Avenue Prince My Abdellah, BP 2390 Marrakech, Morocco^b Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère (CESBIO), 18 Avenue Edouard Belin, bpi 2801, 31401 Toulouse Cedex 9, France

ARTICLE INFO

Article history:

Received 21 July 2008

Accepted 18 February 2009

Available online 26 March 2009

Keywords:

Remote sensing

FORMOSAT

ASAR

Surface state

Changes detection

Agricultural management practices

Tillage

Sowing

Irrigation

ABSTRACT

The objective of this study is to present a new application of optical and radar remote sensing with high spatial (~10 m) and temporal (a few days) resolutions for the detection of tillage and irrigation operations. The analysis was performed for irrigated wheat crops in the semi-arid Tensift/Marrakech plain (Central Morocco) using three FORMOSAT-2 images and two ASAR images acquired within one week at the beginning of the 2005/2006 agricultural season.

The approach we developed uses simple mapping algorithms (band thresholding and decision tree) for the characterisation of soil surface states. The first images acquired by FORMOSAT and ASAR were processed to classify fields into three main categories: ploughed (in depth), prepared to be sown (harrowed), and not ploughed-not harrowed. This information was combined with a change detection analysis based on multitemporal images to identify harrowing and irrigation operations which occurred between two satellite observations.

The performance of the algorithm was evaluated using data related to land use and agricultural practices collected on 124 fields. The analysis shows that drastic changes of surface states caused by ploughing or irrigation are detected without ambiguity (consistency index of 96%). This study provided evidence that optical and radar data contain complementary information for the detection of agricultural operations at the beginning of agricultural season. This information could be useful in regional decision support systems to refine crop calendars and to improve prediction of crop water needs over large areas.

© 2009 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Half of the world food production originates from irrigated and drained soils (Bastiaanssen et al., 2007), and the monitoring of soil management practices is of prime importance in agri-environmental sciences. Tillage operations affect many biophysical processes such as soil erosion, leaching, run-off and infiltration, nutrient uptake, or carbon sequestration, as well as water and CO₂ exchanges (Guérif et al., 2001; Conant et al., 2007; Lobb et al., 2007). On short- and mid-term concerns, mechanized soil preparation influences the fragmentation and location of crop residues (Guérif et al. 2001) as well as the soil infiltration capacity and thermo-hydric properties (Xu and Mermoud, 2003; Chahinian et al., 2006). As a result, tillage has many roles in soil water balance and crop production (Ogban and Babalola, 2002; Aboudrare et al., 2006; Jin et al., 2007). This is particularly true in semi-arid regions as tillage operations affect soil evaporation and water use

efficiency (Mrabet, 2000; Aboudrare et al., 2006; Casa and Lo Cascio, 2008).

Sustainable management of agricultural and water resources requires to perform accurate simulations with crop-water balance coupled models at a regional scale. However, shortage of geolocated data on agricultural practices limits the operational use of crop models over large areas (Boote et al., 1996; Moulin et al., 1998; Faivre et al., 2004; Bastiaanssen et al., 2007). An alternative approach may consist in using remote sensing data to detect changes in soil surface states and relate them to agricultural operations.

In the optical domain, it is known from the early seventies that top-soil water causes a general decrease of surface reflectance (Skidmore et al., 1975; Muller and Décamps, 2000; Lobell and Asner, 2002). As well, the increase of surface roughness causes shadowing and a subsequent reduction of reflectances depending on illumination and viewing measurement conditions (Cier-niewski, 1989; Jacquemoud et al., 1992). In addition, many properties affect soil spectra, e.g. mineral composition, amount of organic matter, particle size distribution, presence of crusts (Jacquemoud et al., 1992; Mathieu et al., 1998; Nagler et al., 2000;

* Corresponding author.

E-mail address: r.hadria@gmail.com (R. Hadria).

Chappell et al., 2006). However, these last properties experience a much lower spatio-temporal variability than surface roughness and topsoil moisture.

Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery is known to be governed by two key parameters: surface roughness and soil dielectric constant, the latter being linked to soil moisture (e.g. Ulaby et al., 1986; Beaudoin et al., 1990; Fung et al., 1992; Benallegue et al., 1995; Davidson et al., 2000; Zribi et al., 2005). The general trends of the radar response as a function of both these surface parameters and the sensor characteristics (frequency, incidence, polarisation) are well captured by backscatter models, but the operational applicability of inversion schemes is still challenging. The explanation is twofold: (1) land surfaces are complex and it is difficult to estimate appropriate roughness parameters (Davidson et al., 2000), (2) the relative impact of surface roughness, top-soil moisture and vegetation canopies is hard to decouple (Wagner et al., 1999; Satalino et al., 2003).

Given the sensitivity of optical and radar data to surface roughness and topsoil moisture, the recent design of satellite sensors providing both high spatial resolution (~ 10 m) and frequent revisit time (a few days) may offer interesting perspectives. This is the case of: (1) the FORMOSAT-2 satellite (<http://www.nspo.org.tw>), launched in May 2004, which can observe a particular area every day at 8 m spatial resolution in the multispectral mode; (2) the Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR) onboard the ENVISAT mission (<http://envisat.esa.int/>), which provide images at a spatial resolution of about 30 m in the Alternating Polarisation mode. The orbital cycle of ENVISAT/ASAR is 35 days, but the revisit time is a few days when acquisitions with different sun-target-sensor geometry are combined.

In Duchemin et al. (2008a), we have illustrated how some agricultural operations (disking, harrowing, irrigation) cause rapid changes in surface reflectances derived from time series of FORMOSAT images. In this study, the objective is to apply mapping algorithms on both FORMOSAT and ENVISAT/ASAR data for the detection of these agricultural operations over a short period of time. The analysis was performed for an irrigated area located in the semi-arid Tensift/Marrakech plain – Central Morocco – where wheat crops are dominant. We used three FORMOSAT images and two ASAR images acquired within one week at the beginning of the 2005–2006 wheat cropping season. After the presentation of this material (Section 2), we successively discussed (Sections 3–5) the methods and results in relation to three questions: (1) How to identify tillage practices using the first satellite observations? (2) How to monitor harrowing and irrigation operations between two successive observations? and (3) How to map soil management practices by combining the previous results? Conclusions and perspectives were then drawn in Section 6.

2. Material

2.1. Remote sensing data and processing

The FORMOSAT-2 Taiwanese satellite was launched in May 2004. The Remote Sensing Instrument (RSI) onboard FORMOSAT-2 provides high spatial resolution images (8 m in the multispectral mode at nadir viewing) in four narrow spectral bands ranging from 0.45 μm to 0.90 μm (blue, green, red and near-infrared). Unlike other systems operating at high spatial resolution, FORMOSAT-2 may observe a particular area every day with the same viewing angle. However, only a part – about the half – of the Earth may be observed. More details about the specific orbital cycle and other characteristics of the FORMOSAT-2 mission could be found in Chern et al. (2006, 2008) as well as on internet (<http://www.nspo.org.tw>, <http://www.spot-image.com>).

We used three FORMOSAT images as part of a time series collected in the semi-arid Tensift/Marrakech plain in Morocco (Duchemin et al., 2008a). They were acquired at the beginning of the wheat cropping season – December 8, 12 and 16, 2005, around 10:30 GMT – with a nearly constant sun-target-sensor configuration (viewing angle of 18.5° , solar elevation of about 35°). The images were georeferenced using an autocorrelation algorithm and a set of ground control points collected with GPS. Accuracy in geolocalisation was estimated to about half-pixel (4 m). The atmospheric correction was performed using the SMAC code (Rahman and Dedieu, 1994) with atmospheric water vapour content and aerosol optical depth collected by CIMEL sunphotometers installed in the vicinity of the study area. The quality of atmospheric correction is discussed in Hagolle et al. (2008).

The Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR), onboard the ENVISAT mission (<http://envisat.esa.int/>) launched in March 2002, operates at C-band (frequency 5.33 GHz, wavelength 5.6 cm) with 7 different incidence angles between 15° and 45° . The orbital cycle of ENVISAT/ASAR is 35 days, but the combination of different illumination/viewing configurations allows to increase the repetitiveness of observations (e.g. 10 passes during the 35-day orbital cycle at 45° latitude). Between December 2005 and June 2006, 16 ASAR Alternating Polarisation images were collected, all in ascending pass and at high incidence angles (IS5 to IS7). The images were acquired in vertical and horizontal polarisations (VV and HH) at a spatial resolution of about 30 m. Radiometric calibration was performed following the procedure specified by the European Space Agency (Rosich and Meadows, 2004). All the images were superimposed using an automatic correlation algorithm based on contrasted objects visible in the images. After superimposition, a spatio-temporal filter was applied to reduce speckle effects. The filter is described in Lopes et al. (1993), Le Toan et al. (1997), and Quegan and Yu (2001).

After this pre-processing, we selected the two ASAR images collected at the beginning of the wheat cropping season, December 10 and 13, 2005, acquired with 35.8° and 45.2° incidence angle, respectively. These two ASAR images were coregistered on FORMOSAT data using image-to-image correction (ENVI software, ©ITT Visual Information Solutions). Accuracy in coregistration was estimated to about 1 pixel (12.5 m).

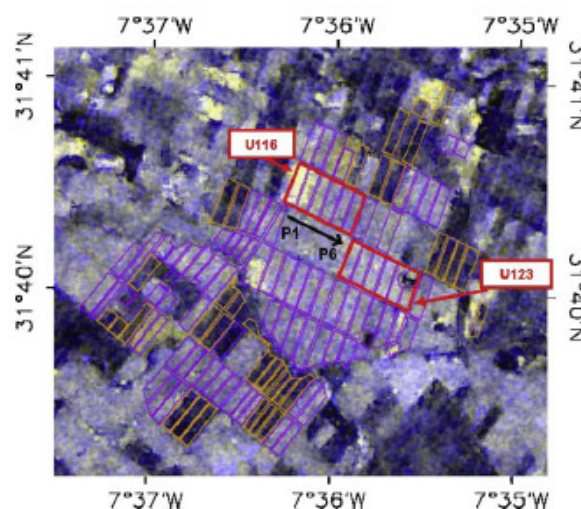


Fig. 1. Location of the fields of study on an ASAR composite image (image of 13/12 in red and green, image of 10/12 in blue). Wheat and non-cultivated fields are delineated by magenta and orange lines, respectively. Magenta lines show two particular irrigation units, with the field numbering direction indicated by the arrow.

Table 1
Timing of successive agricultural operations for wheat fields under conventional and reduced tillage. Starting and/or ending day is indicated when known.

		Time:	2005				2006
Tillage Practice	Agricultural operation	Month	July →	October	November	December	January
Conventional	Ploughing (depth ~30cm)						
	Harrowing (depth ~10–15cm)						
	Sowing				28...		...5
	Irrigation					12...	
Reduced	Ploughing (depth ~30cm)						
	Harrowing (depth ~10–15cm)						
	Sowing				28...		...5
	Irrigation					12...	

2.2. Experimental set up

The experiment was set up during the 2005–2006 wheat agricultural season on an irrigated area located at 40 km East of Marrakech. This area was intensively monitored as part of the SUDMED program (Chehbouni et al., 2008; Duchemin et al., 2006, 2008a,b; Hadria et al., 2006, 2007; Er-Raki et al., 2007). It covers about 2800 ha and is almost flat (slope less than 1%), with deep soil of xerosol type and a fine, clay to loamy, texture.

Land-use information and soil management practices were collected on 124 fields within the study area. The fields were delineated by digitizing the FORMOSAT images, and, after the filtering procedure, they can be easily identified on ASAR images (Fig. 1). Amongst these fields, about the quarter (35) was not cultivated. The remaining fields were cultivated with wheat under conventional or reduced tillage practices on 64 and 25 fields, respectively.

Table 1 presents the timing of the successive soil management operations associated to conventional tillage (CT) and reduced tillage (RT). In the first case, the soil is ploughed to a depth of 30–40 cm immediately or few weeks after harvest (July to October). In both cases (CT and RT), the soil is harrowed to a depth of 10–15 cm a few days or just before the sowing (November to December) in order to level the surface and to prepare seedbed. In what follows these two operations are referred to as ploughing and harrowing, respectively. Finally, wheat seeds are placed using a conventional planter with a seeding rate ranging from 100 to 150 kg/ha (Hadria et al., 2007). Sowing dates ranged between November 28, 2005 and January 05, 2006. The fields were not flattened with a roller after sowing and there was no significant difference in soil surface states between harrowed and sown fields.

The study area is subdivided in many irrigation units that consist of an average of six fields of 4 ha (e.g. units 116 and 123 in Fig. 1). Irrigation is of flooding type, with the water provided by the regional public agency in charge of dam water management (ORMVAH). Irrigation water is supplied to the fields through an aerial network of concrete channels. About 3 weeks are required to irrigate the whole area. In 2005, the first irrigation round started on December 12 (see Table 1).

Climate is basically of semi-arid continental type. Climatic data were provided by a meteorological station installed at the center of the study area (near irrigation unit 116, see Fig. 1), and five rain gauges of the ORMVAH network located in the vicinity of the study area. According to these data, the beginning of the 2005–2006 agricultural season was very dry. Two minor rainfall events (10–15 mm) occurred mid- and end-November, after which no rain was recorded until December 21. As a consequence, the soil moisture

was low, except in case of irrigation. Soil water content was measured using a gravimetric method on eight fields (3–5 samples by field) between November 26 and December 20. Soil moisture ranged from 0.04 to 0.09 m³/m³ in the top layer (0–3 cm), and from 0.07 to 0.19 m³/m³ in the 3–15 cm layer. Given the clay-loamy texture of soils, these values indicate very dry surfaces. Another consequence of this drought is that plant emergence was delayed. This year, emergence mainly occurred after the first effective rainfall at the end of December (see Duchemin et al., 2008b).

3. Characterisation of initial soil state—identification of tillage practices

The optical and radar responses were first analysed from the two first images, i.e. the FORMOSAT image acquired on December 8 and the ASAR image acquired on December 10, both before the first irrigation round. The average values of surface reflectances (ρ) and backscattering coefficient (σ^0) were computed over all the fields of study. The detection of surface states was thus investigated at the field scale, without accounting for the intra-field variability. We restricted the analysis to the fields with a minimum size of 1.6 ha; this corresponds to about 100 ASAR pixels, resulting in an accuracy on σ^0 of 0.3 dB at 90% of confidence interval.

Fields were distinguished using four categories: (1) non-cultivated; (2) already¹ sown, thus harrowed; (3) not yet¹ harrowed – Conventional Tillage (ploughed); (4) not yet¹ harrowed – Reduced Tillage (not ploughed). The two first categories were directly extracted from the field database, while we retained the fields that were sown the latest (from December 27, 2005 to January 5, 2006) to define the two last categories. These categories are associated to different surface roughness (see Davidson et al., 2000 for a statistical study), and three distinctive groups of fields were discriminated in order to analyse the radar and optical responses:

- 1) Group P – Ploughed fields – corresponding to the 3rd category.
- 2) Group H – Harrowed fields – corresponding to the 2nd category.
- 3) Group NP/NH – Not Ploughed/Neither Harrowed fields – which encompasses the 1st and 4th categories.

Fig. 2 shows the comparison between field-averaged reflectances (ρ_{NIR} , FORMOSAT observations) and backscattering coefficients (σ_{VV}^0 , ASAR observations). The dynamic ranges of satellite observations were the largest for the near infrared (NIR) waveband and the

¹ The terms 'not yet' and 'already' are relative to the time of acquisition of the images.

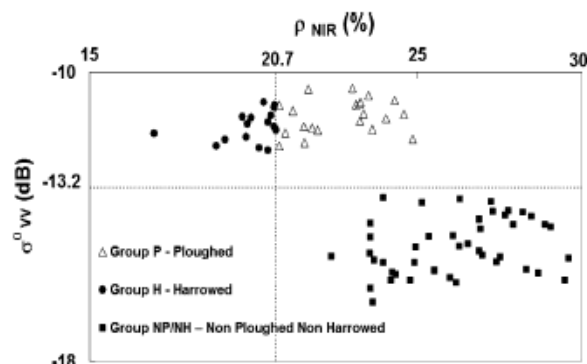


Fig. 2. Scatterplot of ASAR backscattering coefficient in VV polarisation (σ_{VV}^0 , December 10) versus FORMOSAT near infrared reflectances (ρ_{NIR} , December 8) for the three categories of surface states. The values correspond to field averages. Dotted lines indicate the cluster boundaries used to classify soil surface states.

vertical (VV) polarisation, but additional plots obtained with other FORMOSAT spectral bands and with backscattering coefficient in horizontal polarisation look quite similar (not shown here).

In Fig. 2, it can be seen that the NIR reflectances vary from about 15 to 30%, with a clear differences between smooth surfaces (group NP/NH, $\rho_{NIR} > 22.5\%$) and sown fields (group H, $\rho_{NIR} < 20.7\%$), while intermediate values are observed for the ploughed fields (group P, ρ_{NIR} between 20.8% and 25%). There is not the same hierarchy between these levels of reflectances and the ranges of roughness established by Davidson et al. (2000). It can be understood that recently harrowed fields display more shadows (sharp clods without crusts) and higher topsoil moisture than old ploughed fields that were smoothed by wind erosion, crusting and drying. As a consequence, there are overlaps in the reflectances between ploughed and non-cultivated fields.

In contrast, the ASAR backscattering coefficient appears very sensitive to surface roughness, whatever its origin, i.e. recent harrowing or older ploughing (Fig. 2). σ_{VV}^0 ranges between -16.4 dB and -13.5 dB for the group NP/NH (smooth surfaces), whereas it is always higher than -12.2 dB for both group P and H (rough surfaces).² It can be observed that the gap in σ_{VV}^0 values between the two groups is much larger than the uncertainty on σ_{VV}^0 (0.3 dB). However, it appears impossible to separate ploughed fields from harrowed fields. The explanation lies in the saturation of the radar response to surface roughness (see Ulaby et al., 1986; Altesse et al., 1996; Zribi et al., 2005).

Finally, one can notice the complementarity of FORMOSAT and ASAR observations: reflectances allow to clearly identify fields of group H (red circles in Fig. 2), while backscattering coefficients allows to separate those of group NP/NH (brown squares in Fig. 2). By crossing optical and radar observations, it is thus possible to discriminate the three groups (NP/NH, H and P) without ambiguity. We used simple band thresholding (20.7% on ρ_{NIR} and -13.2 dB on σ_{VV}^0) as a clustering procedure to obtain the three following classes:

- (1) harrowed fields, with high backscattering coefficients and low reflectances;
- (2) ploughed fields, with both high reflectances and backscattering coefficients;
- (3) not ploughed-not harrowed fields, with high reflectances and low backscattering coefficients, non-cultivated areas being included in this last category.

² These two ranges of backscattering coefficients clearly appear in ASAR images (compare in Fig. 1 the brightness between wheat fields and non-cultivated areas).

This clustering was applied to obtain a complete map of initial soil surface states over the fields of study. The fields that were not used to analyse satellite data in Fig. 2 were all classified as harrowed or ploughed on December 10. This appears in agreement with their sowing dates recorded from field survey, which ranged from December 13 to 26.

4. Change detection—identification of ploughing and irrigation practices

Time series of field-averaged near infrared reflectances (ρ_{NIR} from FORMOSAT, December 8, 12 and 16, constant sun-target-sensor geometry) and backscattering coefficients (σ_{VV}^0 from ASAR, December 10 and 13, with two different incidence angles) were analysed on several particular fields for which the timing and the nature of agricultural operations were accurately collected. Fig. 3a–f shows three typical cases of ρ_{NIR} and σ_{VV}^0 time courses on fields where no change, harrowing or irrigation occurred.

4.1. Stable surfaces

Fig. 3a and b display four fields where no changes were observed between the first and the last satellite observations. ρ_{NIR} remains quite stable around a value that depends on the initial surface state, with a slight positive slope of about 3% in relative value (Fig. 3a). The slight increase of reflectances can be due to residual error in atmospheric correction, the small decrease of sun elevations between December 8 and 16, or a trend of the surface to become smoother (erosion) and/or dryer (last rainfall observed on November 30).

In contrast of reflectances, there is a general decrease of backscattering coefficients from December 10 to 13 (Fig. 3b),³ due to the increase of ASAR incidence angle from IS5 to IS7 configuration. The level of σ_{VV}^0 appears governed by surface roughness, though quite the same for old ploughed and recently harrowed fields. The decrease of σ_{VV}^0 with incidence angle appears similar for both smooth and rough surfaces (around -1.7 dB). This appears promising in the perspective to normalise ASAR images acquired in different geometric configurations.

4.2. Harrowing

Fig. 3c and d present five fields that were harrowed between December 8 and 16. Looking at ρ_{NIR} and σ_{VV}^0 time courses on the three adjacent fields within irrigation unit 123 (full lines in Fig. 3c and d) is very instructive. Indeed, a visual examination of the second FORMOSAT image acquired on December 12 allows to verify that the farmer was harrowing the p2 field⁴ at the exact time of the satellite overpass; more precisely, the p3 field⁴ was already totally harrowed, about two-thirds of the p2 field was harrowed, while the p1 field was not yet harrowed. This is consistent with the time courses of near infrared reflectances (Fig. 3c): ρ_{NIR} displays a continuous decrease of reflectances between December 8 and 16 on the p2 field while the decrease is more obvious and limited in time, either between December 8 and 12 (p3 field, harrowed before the second FORMOSAT overpass) or between December 12 to 16 (p1 field, harrowed after the second FORMOSAT overpass). In contrast, the temporal variation of σ_{VV}^0 (Fig. 3d) appears the same as those of stable areas, even for p2 field that was harrowed on December 12 between the two ASAR acquisitions. This is due to the fact that these fields were ploughed in depth before being harrowed (conventional tillage).

³ This decrease also explains the general blue colour in the time composite image presented in Fig. 1.

⁴ These fields are located in Fig. 1.

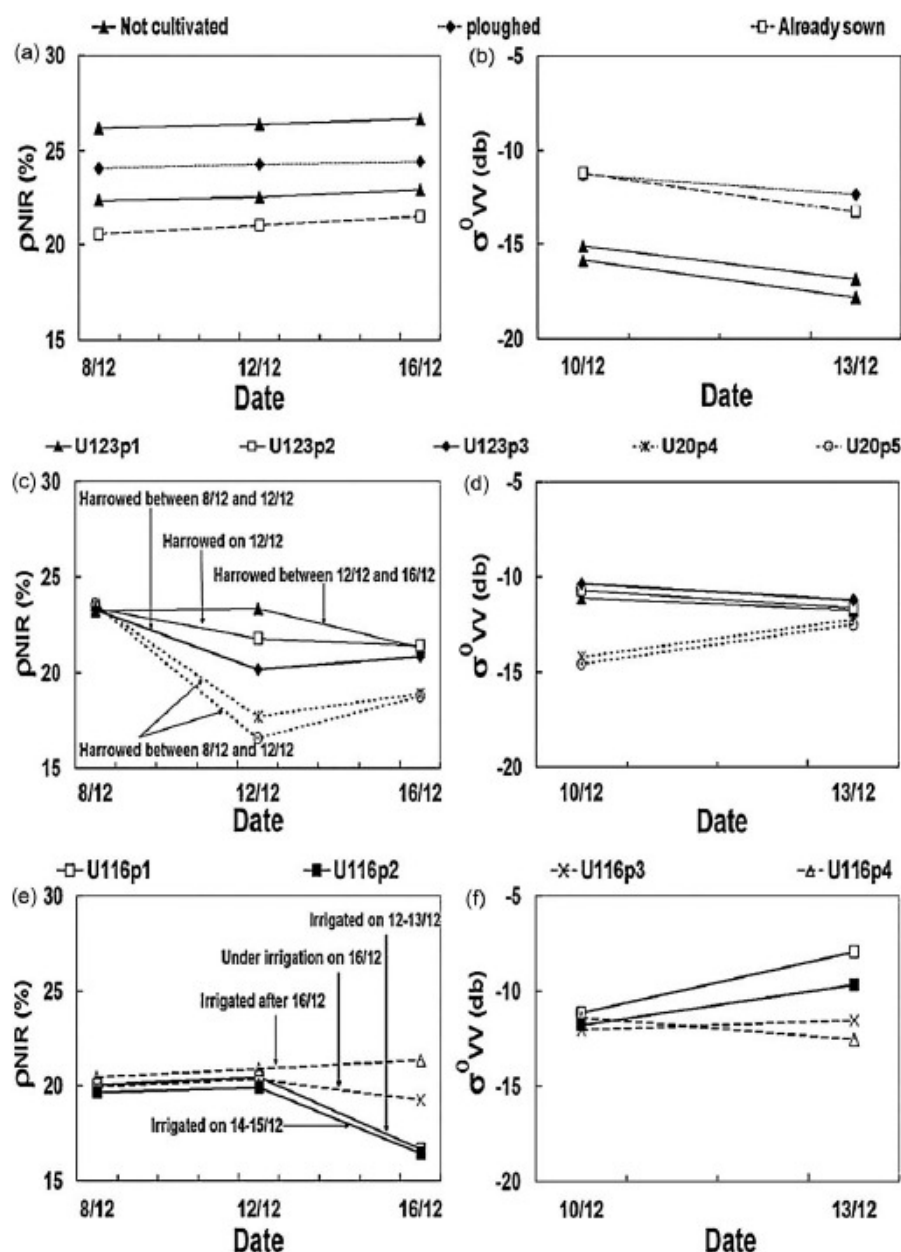


Fig. 3. Time courses of field-averaged reflectances (ρ_{NIR} , December 8–16; subparts a, c and e) and backscattering coefficients (σ_{V}^0 , December 10–13, 2005; subparts b, d and f) over particular fields with different land use and agricultural operations. The legend indicates soil surface state (subparts a and b) and field number/irrigation unit (subparts c–f).

Looking at ρ_{NIR} and σ_{V}^0 time courses on the two remaining fields (irrigation unit 20, dotted lines in Fig. 3c and d) confirmed that both ASAR and FORMOSAT offer the possibility to detect harrowing on the fields cultivated with reduced tillage practices. These fields were not ploughed before being harrowed, and there is a sharp increase of σ_{V}^0 between December 10 and 13, which contrasts with the general decreasing trend. This atypical behaviour is caused by the increase of surface roughness after harrowing. For these two fields, it is thus possible to use both radar and optical images to date the harrowing between December 10 (ASAR first acquisition) and 12 (FORMOSAT second acquisition).

4.3. Irrigation

In Fig. 3e and f, the time courses of near infrared reflectances and backscattering coefficients are plotted for four fields where irrigation occurred before December 16. These fields, which belong

to irrigation unit 116, were all sown around December 1. The field database also indicates that the whole irrigation of unit 116 (6 fields, see Fig. 1) was achieved in nine days, between December 12 and 20, starting by p1 field. These irrigations can be clearly detected by a drop of ρ_{NIR} between December 12 and 16 and a rise of σ_{V}^0 between December 10 and 13. This is not surprising since irrigation results in both an increase of topsoil moisture and a decrease of surface roughness (water erosion).

However, the schedule deduced from the two types of images appears somewhat inconsistent. Looking at FORMOSAT images and ρ_{NIR} time courses (Fig. 3e) allowed to state that: (a) p1 and p2 fields were irrigated between December 12 and 16; (b) p3 field was under irrigation at the exact time of satellite overpass, on December 16; (c) the p4 field was not yet irrigated on December 16. This is consistent with the information recorded by field survey: two fields and half were irrigated in less than four days; this duration is coherent with the period of nine days needed to

irrigate the six fields of the irrigation unit. On the other hand, σ_{VV}^0 increases on the p1 field, the p2 field and, though on a less extent, on the p3 field (Fig. 3f). This seems to indicate that these three fields were irrigated before December 13, in contradiction with the previous statements on irrigation duration. This anomaly is the result of the filtering applied on radar data, which is based on the assumption of surface stability on a spatial neighbouring (11 pixels, about 140 m). It appears that fields with low σ_{VV}^0 in the surroundings of fields with large σ_{VV}^0 appeared contaminated, and their backscattering coefficients were overestimated. This contamination is noticeable around irrigation unit 116 in field p1 as well as in some other parts of the study area (e.g. nearby the two northern studied fields or at the eastern part of the study area, see Fig. 1). In patchy agricultural landscapes, it may be more appropriate to incorporate the actual delimitation of fields during the processing scheme of radar data.

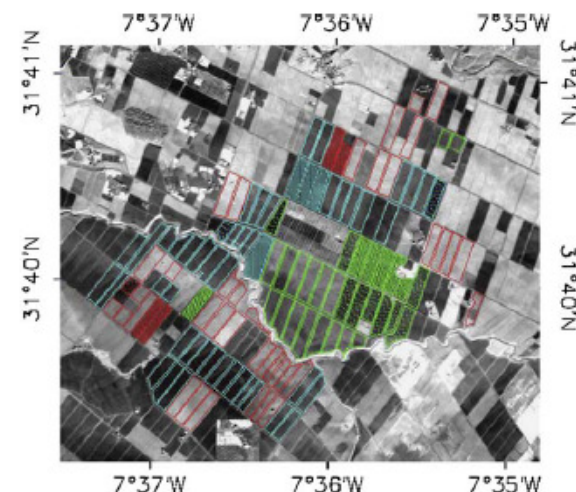
5. Mapping of soil management practices: algorithms and results

The final algorithm is a decision tree that integrates the *a priori* knowledge on schedules of agricultural operations (Section 2.2), the map of initial soil surface states (Section 3), and two additional rules derived from the change detection analysis (Section 4). These rules are applied on the successive satellite observations: a decrease of near infrared reflectances, by more than 1% in relative value, as well as an increase of backscattering coefficients, indicates either harrowing or irrigation. Initial surface states provide the three main branches at the basis of the decision tree, which operates as follows:

- (1) On “not ploughed-not harrowed” fields: a change indicates that harrowing occurred, and the combination of ASAR and FORMOSAT images allows an optimal dating of the operation.
- (2) On “ploughed-not harrowed” fields: a change is also a harrow, but it can only be detected on FORMOSAT images.
- (3) On harrowed fields, a change indicates that irrigation occurred, and both ASAR and FORMOSAT can be used to detect this operation, provided the pre-processing of radar data was improved.

The decision tree was applied to time series of field-averaged ρ_{NIR} and σ_{VV}^0 acquired between December 8 and 16. It provided a map containing the initial surface states and, if a change is detected, both the type of agricultural operation and the period of its occurrence (Fig. 4). This map was evaluated against the field data collected on the study area (Tables 2 and 3). This analysis confirmed the performance of the algorithm:

- All the changes identified from ASAR images, between December 10 and 13, were also identified with FORMOSAT, either between December 8 and 12 or between December 12 and 16.
- No change was detected on non-cultivated fields (compare red empty polygons in Fig. 4 and orange polygons in Fig. 1).
- There was only one field for which a harrowing is detected after the sowing date declared in the database (Table 2, consistency index of 97%). Amongst wheat fields included in the ‘not ploughed-not harrowed’ category, the sowing dates of the four fields where a harrowing was identified between December 10 and 12 (red dashed polygons in Fig. 4) ranged between December 10 and 14, the – single – field where a change was identified between December 13 and 16 (red dotted polygon in Fig. 4) was declared sown on December 14, and no change was detected on the remaining three fields that were declared sown after December 16.



Initial State	Change detection		Plots number	Legend
	Period	Type		
Not ploughed- Not harrowed	10-12	Harrow	4	
	13-16		1	
		None	38	
Ploughed	8-12	Harrow	6	
	12-16		9	
		None	16	
Harrowed	12-13	Irrigation	4	
	13-16		2	
		None	44	

Fig. 4. Map of agricultural practices over the study area. The legend indicates the initial soil surface state (first column) as well as the period and type of agricultural operations that occurred between December 8 and 16, 2005 (second main column).

Table 2

Evaluation of harrowing detection results from field observation data. Consistency index corresponds to the number of fields for which the detection is consistent with the observation (in percentage).

Detected harrowing period	Fields number	Observed sowing period	Consistency index
Before 08/12	16	24/12–5/01	100%
08/12–12/12	6	26/12–31/12	100%
10/12–12/12	4	10/12–14/12	100%
12/12–16/12	9	13/12–31/12	100%
13/12–16/12	1	14/12	100%
After 16/12	3	14/12–27/12	66%

- Irrigation was detected on the 6 fields that were sown the earliest (between November 28 and December 6). These 6 fields were recorded as irrigated between December 12 and 16, except one for which the irrigation date was December 18 in the database

Table 3

Evaluation of irrigation detection results from field observation data. Consistency index corresponds to the same as in Table 2.

Detected irrigation period	Fields number	Observed sowing period	Consistency index
13/12–16/12	2	4/12–6/12	100%
12/12–13/12	4	1/12–13/12	75%

(Table 3, consistency index of 83%). Conversely, the fields where no irrigation was detected were all declared irrigated after December 20. These findings appear satisfactory with regard to the accuracy of the field survey.

6. Conclusions and perspectives

In this study, we aimed at demonstrating the feasibility to detect tillage and irrigation operations using optical and radar satellite data with high spatial resolution (~10 m) and temporal repetitiveness (a few days). The demonstration was performed using five images (three from FORMOSAT and two from ASAR) acquired within one week at the beginning of the wheat cropping season in the semi-arid Marrakech/Tensift plain. Simple mapping algorithms, i.e. band thresholding and decision tree, were applied on these images with two objectives: (1) classify soil surface states in relation with land cover and tillage practices and (2) detect the agricultural operations that occurred during the week of study.

FORMOSAT and ASAR images were found complementary to classify soil surface states. On one hand, it was shown that recently harrowed fields can be discriminated from ploughed fields on FORMOSAT images. On the other hand, the high sensitivity of ASAR data to surface roughness was useful to distinguish smooth surfaces (non-cultivated areas or wheat fields not prepared for sowing) from others (ploughed or recently harrowed fields). In this experiment, there was thus a noticeable complementarity of the two sensors, beyond the increase of the temporal density of observations.

The most innovative part of this research concerns the detection of the agricultural operations that occurred during one week. There is a general stability of FORMOSAT successive observations due to constant viewing angles. This allowed to fully take advantage of the sensitivity of reflectances to soil surface states. In contrast, the use of ASAR data is less trivial due to the variation of the sun-target-sensor geometry from the first observation to the second, the saturation of the radar response to surface roughness and the high heterogeneity of the area of study. Nevertheless, large spatial variations of reflectances and backscattering coefficients were observed, even between fields belonging to the same category of surface roughness/soil management practices. Despite this variability, drastic changes caused by ploughing or irrigation were identified without ambiguity and with accuracy in their timing.

The conditions prevailing during the experiment were optimal: no clouds, low and uniform soil moisture, and absence of vegetation. Rain events, resulting in a uniform variation of satellite observations (drop of reflectances and rise of backscattering coefficients), are obviously one of the main limitation of such change detection analysis.

Besides this limitation, which is not often encountered in semi-arid areas, one major interest of our approach is the possibility to monitor agricultural operations at the beginning of the agricultural season. The perspectives concern real-time updating of land use maps (proportion of cultivated land, distribution of sowing dates, ...). This appears promising to establish prior estimates of seasonal crop water needs and to refine irrigation planning. The approach could be incorporated in decision support systems in agricultural water management and planning at a regional scale (see for instance Leenhardt et al., 2004; Satti and Jacobs, 2004; Simonneaux et al., 2007).

Acknowledgements

This study was conducted within the framework of the SudMed project coordinated by IRD/CESBIO and University of Marrakech (UCAM, Université Cadi Ayyad de Marrakech). In addition to IRD,

this research has been supported by the PLEIADES project of the European Commission (Contract 4 GOCE 037095), the "Programme d'Action Intégrée du Comité Mixte Interuniversitaire Franco-Marocain" (PAI Volubilis 06/148), and the French "Programme National de Télédétection Spatiale" (PNTS). Rachid Hadria was supported by a postdoc fellowship of French National Research Center (CNRS, Centre National de Recherche Scientifique). We acknowledge NSPO, SPOT-Image for the delivery and the processing FORMOSAT images and the French National Space Agency (CNES, Centre National d'Etudes Spatiales) for its processing. ENVISAT/ASAR images were provided by ESA as part of a "Category-1 data use" proposal (AOE443, PI: Dr. E. Mougin). The authors are indebted to the staff and the directors of SudMed regional partners, especially ORMVAH (Office Régional de Mise en Valeur Agricole du Haouz) for their collaboration in field survey. The authors are grateful to E. Mougin, A. Chehbouni, B. Mougenot, O. Hagolle (CESBIO), A. Oliso (INRA), S. Khabba (UCAM) and M. Zribi (CETP) for their scientific help during the course of this study.

References

- Aboudrare, A., Debaeke, P., Bouaziz, A., Chekli, H., 2006. Effects of soil tillage and fallow management on soil water storage and sunflower production in a semi-arid Mediterranean climate. *Agricultural Water Management* 83, 183–196.
- Altesse, E., Bolognani, O., Mancini, M., 1996. Retrieving soil moisture over bare soil from ERS 1 synthetic aperture radar: sensitivity analysis based on a theoretical surface scattering model and field data. *Water Resources Research* 32, 653–661.
- Bastiaansen, W.G.M., Allen, R.G., Droogers, P., D'Urso, G., Steduto, P., 2007. Twenty-five years modeling irrigated and drained soils: state of the art. *Agricultural Water Management* 92, 111–125.
- Beaudoin, A., Le Toan, T., Gwyn, Q.H.J., 1990. SAR observations and modeling of the C-band backscatter variability due to multiscale geometry and soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 28 (5), 886–895.
- Benallegue, M., Taconet, O., Vidal-Madjar, D., Normand, M., 1995. The use of radar backscattering signals for measuring soil moisture and surface roughness. *Remote Sensing of Environment* 53, 61–68.
- Boote, K.J., Jones, J.W., Pickering, N.B., 1996. Potential uses and limitations of crop models. *Agronomy Journal* 88, 704–716.
- Casa, R., Lo Cascio, B., 2008. Soil conservation tillage effects on yield and water use efficiency on irrigated crops in central Italy. *Journal of Agronomy & Crop Science* 194, 310–319.
- Chahinian, N., Moussa, R., Andrieux, P., Voltz, M., 2006. Accounting for temporal variation in soil hydrological properties when simulating surface runoff on tilled plots. *Journal of Hydrology* 326, 135–152.
- Chappell, A., Zobeck, T.M., Brunner, G., 2006. Using bi-directional soil spectral reflectance to model soil surface changes induced by rainfall and wind-tunnel abrasion. *Remote Sensing of Environment* 102, 328–343.
- Chehbouni, A., Escadafal, R., Boulet, G., Duchemin, B., Simonneaux, V., Dedieu, G., Mougenot, B., Khabba, S., Kharrou, H., Merlin, O., Chaponnière, A., Ezzahar, J., Er-raki, S., Hoedjes, J., Hadria, R., Abourida, A., Cheggour, A., Raïbi, F., Hanich, L., Guemouria, N., chehbouni, A., Oliso, A., Jacob, F., Sobrino, J., 2008. An integrated modelling and remote sensing approach for hydrological study in arid and semi-arid regions: the SUDMED Program. *International Journal of Remote Sensing* 29 (17–18), 5161–5181.
- Chern, J.-S., Wua, M., Lin, S., 2006. Lesson learned from FORMOSAT-2 mission operations. *Acta Astronautica* 59, 344–350.
- Chern, J.-S., Ling, J., Wenig, S.L., 2008. Taiwan's second remote sensing satellite. *Acta Astronautica* 63, 1305–1311.
- Cierniewski, J., 1989. The influence of the viewing geometry of bare soil surfaces on their spectral response in the visible and near infrared. *Remote Sensing of Environment* 27, 135–142.
- Conant, R.T., Easter, M., Paustian, K., Swan, A., Williams, S., 2007. Impacts of periodic tillage on soil C stocks: a synthesis. *Soil & Tillage Research* 95, 1–10.
- Davidson, M., Le Toan, T., Mattia, F., Satalino, G., Manninen, T., Verhoef, N., Borgeaud, M., 2000. On the characterization of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies. *IEEE Geoscience and Remote Sensing* 38 (2), 630–640.
- Duchemin, B., Hadria, R., Er-raki, S., Boulet, G., Maisongrande, P., Chehbouni, A., Escadafal, R., Ezzahar, J., Hoedjes, J., Karroui, H., Khabba, S., Mougenot, B., Oliso, A., Rodriguez, J.-C., Simonneaux, V., 2006. Monitoring wheat phenology and irrigation in Center of Morocco: on the use of relationship between evapotranspiration, crops coefficients, leaf area index and remotely sensed vegetation indices. *Agricultural and Water Management* 79, 1–27.
- Duchemin, B., Hagolle, O., Mougenot, B., Simonneaux, V., Benhadj, I., Hadria, R., Ezzahar, J., Hoedjes, J., Khabba, S., Kharrou, M.H., Boulet, G., Dedieu, G., Er-raki, S., Escadafal, R., Oliso, A., Chehbouni, A.G., 2008a. Agrometeorological study of semi-arid areas: an experiment for analysing the potential of FORMOSAT-2 time series of images in the Tensift-Marrakech plain. *International Journal of Remote Sensing* 29 (17–18), 5291–5300.
- Duchemin, B., Maisongrande, P., Boulet, G., Benhadj, I., 2008b. A simple algorithm for yield estimates: calibration and evaluation for semi-arid irrigated winter

- wheat monitored with ground-based remotely-sensed data. *Environmental Modelling and Software* 23, 876–892.
- Er-Raki, S., Chehbouni, A., Guemouria, N., Duchemin, B., Ezzahar, J., Hadria, R., 2007. Combining FAO-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumptions of wheat crops in a semi-arid region. *Agricultural Water Management Journal* 87, 41–54.
- Faivre, R., Leenhardt, D., Voltz, M., Benoît, M., Papy, F., Dedieu, G., Wallach, D., 2004. Spatialising crop models. *Agronomie* 24, 205–217.
- Fung, A.K., Li, Z., Chen, K.S., 1992. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30, 356–369.
- Guérif, J., Richard, G., Dürr, C., Machet, J.M., Recous, S., Roger-Estrade, J., 2001. A review of tillage effects on crop residue management, seedbed conditions and seedling establishment. *Soil & Tillage Research* 61, 13–32.
- Hadria, R., Duchemin, B., Lahrouni, A., Khabba, S., Er-Raki, S., Dedieu, G., Chehbouni, A., 2006. Monitoring of irrigated wheat in a semi-arid climate using crop modelling and remote sensing data: impact of satellite revisit time frequency. *International Journal of Remote Sensing* 27, 1093–1117.
- Hadria, R., Khabba, S., Lahrouni, A., Duchemin, B., Chehbouni, A.G., Ouzine, L., Carriou, J., 2007. Calibration and validation of the shoot growth module of STICS crop model: application to manage irrigation water in the Marrakesh/Al Haouz Plain. *Arabian Journal for Science and Engineering* 32, 87–101.
- Hagolle, O., Dedieu, G., Mougenot, B., Debaecker, V., Duchemin, B., Meygret, A., 2008. Correction of aerosol effects on multi-temporal images acquired with constant viewing angles: application to FORMOSAT images. *Remote Sensing of Environment* 112, 1689–1701.
- Jacquemoud, S., Baret, E., Hanocq, J.F., 1992. Modeling spectral and bidirectional soil reflectance. *Remote Sensing of Environment* 41, 123–132.
- Jin, K., Cornelis, W.M., Schiettecatte, W., Lu, J., Yao, Y., Wu, H., Gabriels, D., De Neve, S., Cai, D., Jin, J., Hartmann, R., 2007. Effects of different management practices on the soil-water balance and crop yield for improved dryland farming in the Chinese Loess Plateau. *Soil and Tillage Research* 96, 131–144.
- Le Toan, T., Ribbes, F., Wang, L.-F., Flouy, N., Ding, K.-H., Kong, J.A., Fujita, M., Kurosu, T., 1997. Rice crop mapping and monitoring using ERS-1 data based on experiment and modeling results. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 35, 41–56.
- Leenhardt, D., Trouvat, J.-L., Gonzalès, G., Pérarnaud, V., Prats, S., Bergez, J.-E., 2004. Estimating irrigation demand for water management on a regional scale. I. ADEAUMIS, a simulation platform based on bio-decisional modelling and spatial information. *Agricultural Water Management* 68, 207–232.
- Lobb, D.A., Huffman, E., Reicosky, D.C., 2007. Importance of information on tillage practices in the modelling of environmental processes and in the use of environmental indicators. *Journal of Environmental Management* 82, 377–387.
- Lobell, D.B., Asner, G.P., 2002. Moisture effect on soil reflectance. *Soil Science Society of America Journal* 66, 722–727.
- Lopes, A., Nezry, E., Touzi, R., Laur, H., 1993. Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in SAR images. *International Journal of Remote Sensing* 14, 1735–1758.
- Mathieu, R., Pouget, M., Cervelle, B., 1998. Relationships between satellite-based radiometric indices simulated using laboratory reflectance data and typical soil color of an arid environment. *Remote Sensing of Environment* 66, 17–28.
- Moulin, S., Bondeau, A., Delécolle, R., 1998. Combining agricultural crop models and satellite observations from field to regional scales. *International Journal of Remote Sensing* 19, 1021–1036.
- Mrabet, R., 2000. Differential response of wheat to tillage management systems in a semiarid area of Morocco. *Field Crops Research* 66, 165–174.
- Muller, E., Décamps, H., 2000. Modeling soil moisture-reflectance. *Remote Sensing of Environment* 76, 173–180.
- Nagler, P.L., Daughtry, C.S.T., Goward, S.N., 2000. Plant litter and soil reflectance. *Remote Sensing of Environment* 71, 207–215.
- Ogban, P.I., Babalola, O., 2002. Evaluation of drainage and tillage effect on water-table depth and maize yield in wet inland valleys in southwestern Nigeria. *Agricultural Water Management* 52, 215–231.
- Quegan, S., Yu, J., 2001. Filtering of multichannel SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39, 2373–2379.
- Rahman, H., Dedieu, G., 1994. SMAC: a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum. *International Journal of Remote Sensing* 15, 123–143.
- Rosich, B., Meadows, P., 2004. Absolute calibration of ASAR level 1 products generated with PF-ASAR. Technical Note. European Space Agency, 26 pp. http://earth.esa.int/pub/ESA_DOC/ENVISAT/ASAR/ASAR_products_absolute_calibration_v1.5.pdf.
- Satalino, G., Mattia, F., Davidson, M., Le Toan, T., Pasquarello, G., Borgeaud, M., 2003. On current limits of soil moisture retrieval from ERS SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40, 2438–2447.
- Satti, S.R., Jacobs, J.M., 2004. A GIS-based model to estimate the regionally distributed drought water demand. *Agricultural Water Management* 66, 1–13.
- Simonneaux, V., Duchemin, B., Helson, D., Er-Raki, S., Oliso, A., Chehbouni, A.G., 2007. Using high resolution image time series for crop classification and evapotranspiration estimate over an irrigated area in south Morocco. *International Journal of Remote Sensing* 29, 95–116.
- Skidmore, E.L., Dickerson, J.D., Shimmelpennig, H., 1975. Evaluating surface-soil water content by measuring reflectance. *Soil Science Society of American Proceedings* 39, 238–242.
- Ulaby, F.T., Fung, A.K., Moore, R.K., 1986. *Microwave and Remote Sensing Active and Passive*. Artech House, Norwood, MA.
- Wagner, W., Lemoine, G., Borgeaud, M., Rott, H., 1999. A study of vegetation cover effects on ERS scatterometer data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37 (2), 938–948.
- Xu, D., Mermoud, A., 2003. Modeling the soil water balance based on time-dependent hydraulic conductivity under different tillage practices. *Agricultural Water Management* 63, 139–151.
- Zribi, M., Baghdadi, N., Holah, N., Fafin, O., 2005. New methodology for soil surface moisture estimation and its application to ENVISAT-ASAR multi-incidence data inversion. *Remote Sensing of Environment* 96, 485–496.

Bibliographie

- [1] United Nations Department of Economic and Social Affairs, Population Division, "World population to 2300", <http://www.un.org/esa/population/publications/longrange2/WorldPop2300final.pdf>
- [2] FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations), "FAOSTAT", <http://faostat.fao.org/site/567/default.aspx>
- [3] Aschbacher J., Pongsrihadulchai A., Karnchanasutham S., Rodprom C., Paudyal D.R., Le Toan T. (1995). Assessment of ERS-1 SAR data for rice crop mapping and monitoring. In, *IGARSS* (pp. 2183-2185). Firenze, Italy
- [4] Bouman B.A.M., Lampayan R.M., T.P. T. (2007). "Water management in irrigated rice: Coping with water scarcity",
- [5] Bouvet A., Le Toan T., Lam Dao N. (2009). "Monitoring of the Rice Cropping System in the Mekong Delta Using ENVISAT/ASAR Dual Polarisation Data". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, n° 2, 517-526
- [6] Bruniquel J., Lopes A. (1997). "Multi-variate optimal speckle reduction in SAR imagery". *International Journal of Remote Sensing*, vol. 18, n° 3, 603-627
- [7] Buck C.H., Suchail J.L., Torres R., Zink M., "ASAR instrument calibration", actes de *ERS-ENVISAT Symposium*, Göteborg, Suède, 16-20 octobre 2000, SP-461
- [8] Chakraborty M., Manjunath K.R., Panigrahy S., Kundu N., Parihar J.S. (2005). "Rice crop parameter retrieval using multi-temporal, multi-incidence angle Radarsat SAR data". *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, vol. 59, n°, 310-322
- [9] Chakraborty M., Panigrahy S., Sharma S.A. (1997). "Discrimination of rice crop grown under different cultural practices using temporal ERS-1 synthetic aperture radar data". *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, vol. 52, n°, 183-191
- [10] Chen C., McNairn H. (2006). "A neural network integrated approach for rice crop monitoring". *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, n° 7, 1367-1393
- [11] Cloude S.R., Pottier E. (1997). "An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, n° 1, 68-78
- [12] Durden S.L., Morrissey L.A., Livingston G.P. (1995). "Microwave backscatter and attenuation dependence on Leaf Area Index for flooded rice fields". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 33, n° 3, 807-810
- [13] Ferro-Famil L., Pottier E., Lee J.-S. (2001). "Unsupervised classification of multifrequency and fully polarimetric SAR images based on the H/A/Alpha-Wishart classifier". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, n° 11, 2332-2342
- [14] Freeman A. (1991). "A new system model for radar polarimeters". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 29, n° 5, 761-767
- [15] Freeman A., Durden S.L. (1998). "A three-component scattering model for polarimetric SAR data". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, n° 3, 963-973

-
- [16] Frost V.S., Stiles J.A., Shanmugan K.S., Holtzman J.C. (1982). "A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-4, n° 2, 157-166
 - [17] Inoue Y., Kurosu T., Maeno H., Uratsuka S., Kozu T., Dabrowska-Zielinska K., Qi J. (2002). "Season-long daily measurements of multifrequency (Ka, Ku, X, C, and L) and full-polarization backscatter signatures over paddy rice field and their relationship with biological variables". *Remote Sensing of Environment*, vol. 81, n° 2, 194-204
 - [18] Kaojarern S.-A., Delsol J.-P., Le Toan T., Suan Pheng K. (2002). "Assessment of Multitemporal Radar Imagery in Mapping Land System for Rainfed Lowland Rice in Northeast Thailand". *Asian Journal of Geoinformatics*, vol. 2, n° 4
 - [19] Kim S., Kim B., Kong Y., Kim Y.-S. (2000). "Radar backscattering measurements of rice crop using X-band scatterometer". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 38, n° 3, 1467-1471
 - [20] Koay J.-Y., Tan C.-P., Lim K.-S., Bahari bin Abu Bakar S., Ewe H.-T., Chuah H.-T., Kong J.-A. (2007). "Paddy fields as electrically dense media: theoretical modeling and measurement comparisons". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 45, n° 9, 2837-2849
 - [21] Kuan D.T., Sawchuk A.A., Strand T.C., Chavel P. (1985). "Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-7, n° 2, 165-177
 - [22] Kurosu T., Fujita M., Chiba K. (1995). "Monitoring of rice crop growth from space using the ERS-1 C-band SAR". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 33, n° 4, 1092-1096
 - [23] Lam Dao N., Le Toan T., Floury N. (2005). The use of SAR data for rice crop monitoring, a case study of Mekong river delta - Vietnam. In, *Asian Conference on Remote Sensing*. Hanoi, Vietnam
 - [24] Le Toan T., Laur H., Mougin E., Lopes A. (1989). "Multitemporal and dual-polarization observations of agricultural vegetation covers by X-band SAR images". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 27, n° 6, 709-718
 - [25] Le Toan T., Ribbes F., Wang L.-F., Floury N., Ding K.-H., Kong J.A., Fujita M., Kurosu T. (1997). "Rice crop mapping and monitoring using ERS-1 data based on experiment and modelling results". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, n° 1, 41-56
 - [26] Lee J.-S. (1980). "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-2, n° 2, 165-168
 - [27] Lee J.-S., Grunes M.R., Ainsworth T.L., Du L.-J., Schuler D.L., Cloude S.R. (1999). "Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, n° 5, 2249-2258
 - [28] Lee J.-S., Grunes M.R., Mango S.A. (1991). "Speckle reduction in multipolarization, multifrequency SAR imagery". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 29, n° 4, 535-544

-
- [29] Lee J.-S., Grunes M.R., Pottier E., Ferro-Famil L. (2004). "Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, n° 4, 722-731
 - [30] Lee J.-S., Jurkevich I., Dewaele P., Wambacq P., Oosterlinck A. (1994). "Speckle filtering of synthetic aperture radar images". *Remote Sensing Reviews*, vol. 8, n°, 313-340
 - [31] Liew S.C., Kam S.-P., Tuong T.-P., Chen P., Minh V.Q., Lim H. (1998). "Application of multitemporal ERS-2 synthetic aperture radar in delineating rice cropping systems in the Mekong River Delta, Vietnam". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, n° 5, 1412-1420
 - [32] Lopes A., Nezry E., Touzi R., Laur H. (1993). "Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in SAR images". *International Journal of Remote Sensing*, vol. 14, n° 9, 1735-1758
 - [33] Maclean J.L., Dawe D.C., Hardy B., Hettel G.P. (2002). "Rice Almanac",
 - [34] McNairn H., Brisco B. (2004). "The application of C-band polarimetric SAR for agriculture: a review". *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 30, n° 3, 525-542
 - [35] Meadows P., Wright P., "ASAR APP and APM image quality", actes de *ENVISAT Validation Workshop*, ESRIN, Frascati, Italie, 9-13 décembre 2002, SP-531
 - [36] Ouchi K., Wang H., Ishitsuka N., Saito G., Mohri K. (2006). "On the Bragg scattering observed in Lband synthetic aperture radar images of flooded rice fields". *IEICE Transactions on Communications*, vol. E89-B, n° 8, 2218-2225
 - [37] Quegan S., Yu J.J. (2001). "Filtering of multichannel SAR images ". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, n° 11, 2373-2379
 - [38] Ribbes F., Le Toan T. (1999). "Rice field mapping and monitoring with RADARSAT data". *International Journal of Remote Sensing*, vol. 20, n° 4, 745-765
 - [39] Rignot E., van Zyl J. (1993). "Change detection techniques for ERS-1 SAR data". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 31, n° 4, 896-906
 - [40] Rosenqvist A. (1999). "Temporal and spatial characteristics of irrigated rice in JERS-1 L-band SAR data". *International Journal of Remote Sensing*, vol. 20, n° 8, 1567-1587
 - [41] Shao Y., Fan X., Liu H., Xiao J., Ross S., Brisco B., Brown R., Staples G. (2001). "Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT". *Remote Sensing of Environment*, vol. 76, n°, 310-325
 - [42] Tanaka K. (1995). "Transformation of rice-based cropping patterns in the Mekong Delta: From intensification to diversification". *Southeast Asian Studies*, vol. 33, n° 3, 363-378
 - [43] Touzi R. (2002). "A review of speckle filtering in the context of estimation theory". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 40, n° 11, 2392-2404
 - [44] Van Niel T.G., McVicar T.R. (2003). "A simple tool to improve field-level rice identification: toward operational monitoring with satellite remote sensing". *Australian Journal of Agricultural Research*, vol. 43, n°, 379-387
 - [45] Wang C., Wu J., Zhang Y., Pan G., Qi J., Salas W.A. (2009). "Characterizing L-band scattering of paddy rice in Southeast China with radiative transfer model and

- multitemporal ALOS/PALSAR imagery". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, n° 4, 988-998
- [46] Wang L.-F., Kong J.A., Ding K.-H., Le Toan T., Ribbes-Baillarin F., Floury N. (2005). "Electromagnetic scattering model for rice canopy based on Monte Carlo simulation". *Progress In Electromagnetics Research*, vol., n° 52, 153-171
- [47] Xiao X., Boles S., Frolking S., Li C., Babu J.Y., Salas W., Moore III B. (2006). "Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images". *Remote Sensing of Environment*, vol. 100, n°, 95-113
- [48] Xiao X., Boles S., Frolking S., Salas W., Moore III B., Li C. (2002a). "Observation of flooding and rice transplanting of paddy rice fields at the site to landscape scales in China using VEGETATION sensor data". *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, n° 15, 3009-3022
- [49] Xiao X., Boles S., Liu J., Zhuang D., Frolking S., Li C., Salas W., Moore III B. (2005). "Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images". *Remote Sensing of Environment*, vol. 95, n°, 480-492
- [50] Xiao X., He L., Salas W., Li C., Moore III B. (2002b). "Quantitative relationships between field-measured leaf area index and vegetation index derived from VEGETATION images for paddy rice fields". *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, n° 18, 3595-3604

Radar remote sensing applied to rice field monitoring

Methods using a backscatter intensity ratio

Abstract: Because of the importance of rice in global food security and of the role of rice paddies in methane emissions, a large-scale near-real-time monitoring system of rice fields appears to be particularly useful. The objective of this work is to develop methods aiming at an effective use of remote sensing data from past and future satellites for rice fields monitoring. Radar imagery is preferred to optical imagery, due to its all-weather ability. Two methods are considered, both involving a C-band SAR intensity ratio as a classification feature: the HH/VV polarization ratio and the co-polarized temporal change HH_{date2}/HH_{date1} . First, a statistical study of intensity ratios is done, leading to the development of an error model that estimates the performance of the classification methods. The error model is also used to assess the impact of SAR system parameters (calibration, ambiguity ratio, revisit frequency) on the classification accuracy. Then, these classification methods are applied to two datasets acquired by the ASAR instrument onboard ENVISAT over the Mekong Delta, Vietnam, in order to map rice fields at two scales. The first approach relies on the use of the HH/VV polarization ratio calculated from the Alternating Polarization mode of ASAR, and is applied to produce a rice map covering one province in the delta. The second approach uses the HH temporal change of Wide-Swath mode images from ASAR, and allows mapping rice fields over the whole delta. Both methods are validated with success through the use of the cultivated areas reported in national statistics.

AUTEUR : Alexandre Bouvet

TITRE : Télédétection radar appliquée au suivi des rizières. Méthodes utilisant le rapport des intensités de rétrodiffusion

DIRECTEUR DE THESE : Thuy Le Toan

LIEU ET DATE DE SOUTENANCE : CESBIO, le 9 octobre 2009

RESUME : En raison de l'importance du riz dans l'alimentation mondiale et du rôle des rizières dans les émissions de méthane, un suivi à grande échelle et en temps quasi-réel des surfaces cultivées en riz semble particulièrement utile. L'objectif de cette thèse est de développer des méthodes permettant une utilisation effective des données de télédétection des satellites présents et futurs pour le suivi des rizières. L'imagerie radar est privilégiée car elle permet des acquisitions sous toutes les conditions météorologiques, contrairement à l'imagerie optique. Deux méthodes sont retenues qui font intervenir un rapport d'intensité de deux images SAR en bande C : le rapport de polarisation HH/VV ou le changement temporel en co-polarisation HH_{date2}/HH_{date1} . Dans un premier temps, une étude statistique des rapports d'intensité de rétrodiffusion est effectuée, qui conduit au développement d'un modèle d'erreur permettant d'estimer la performance des méthodes de classification. Ce modèle d'erreur est également utilisé pour évaluer l'impact des paramètres des systèmes SAR (Synthetic Aperture Radar) sur la performance de la classification. Il s'agit des paramètres concernant l'étalonnage, l'ambiguïté, la fréquence de revisite. Dans un second temps, les méthodes de classification ainsi développées sont appliquées à deux jeux de données de l'instrument ASAR du satellite ENVISAT sur le delta du Mékong au Vietnam, pour faire la cartographie des rizières à deux échelles différentes. La première méthode repose sur l'utilisation du rapport HH/VV à partir de données du mode Alternating Polarization d'ASAR, qui permet de produire une carte de rizières couvrant une province du delta. La seconde méthode tire parti du changement temporel de HH sur des images du mode Wide-Swath d'ASAR, et est utilisée pour cartographier les rizières de l'ensemble du delta. Les deux méthodes sont validées avec succès en utilisant les surfaces cultivées données par les statistiques nationales.

MOTS-CLES : SAR (Synthetic Aperture Radar), rizières, télédétection

DISCIPLINE : télédétection spatiale radar

LABORATOIRE DE RATTACHEMENT : CESBIO, 18 avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse cedex 9, France