

MODELISATION DE TEXTURE BASEE SUR LES ONDELETTES POUR LA DETECTION DE PARCELLES VITICOLES A PARTIR D'IMAGES PLEIADES PANCHROMATIQUES

Olivier Regniers¹, Lionel Bombrun¹, Christian Germain¹

¹: Laboratoire IMS, Université de Bordeaux, Talence, olivier.regniers@ims-bordeaux.fr

Résumé

Cette étude évalue le potentiel des modèles de texture SIRV appliqués sur les sous-bandes d'une décomposition en ondelettes pour la détection de parcelles viticoles dans les images à très haute résolution de type Pléiades et compare les performances de ces modèles avec des méthodes de référence telles que les matrices de co-occurrence de niveaux de gris et une approche de segmentation par filtre de Gabor. Les résultats obtenus montrent que les modèles SIRV permettent à la fois une bonne détection des parcelles tout en limitant le taux de faux positifs par rapport aux autres approches. Ces modèles font également preuve d'une plus grande robustesse à des effets d'atténuation de texture liés au faible rapport entre distance inter-rang et résolution spatiale propre aux appellations viticoles étudiées.

Mots-clés : texture, ondelettes, SIRV, GLCM, Gabor, Pléiades, vigne

Abstract

This study evaluates the potential of wavelet-based SIRV texture modeling for the detection of vineyards in very high resolution Pléiades data and compares the performances of these models with reference methods such as grey level co-occurrence matrices and a segmentation approach based on Gabor filter. The obtained results show that SIRV models enable to reach high detection rates while reducing the false alarm rate in comparison to the other approaches. These models also display a higher robustness to texture attenuation effects due to the low ratio between inter-row distance and spatial resolution observed in the studied wine-growing regions.

Keywords: texture, wavelet, SIRV, GLCM, Gabor, Pléiades, vineyard

1. Introduction

Les données de télédétection de résolution spatiale inférieure au mètre permettent de distinguer des objets ou des structures géométriques paysagères discernables à des résolutions plus grossières uniquement au travers de leurs réponses spectrales. Les plantations en rangs dans les vignobles, les vergers ou dans les jeunes parcelles forestières font partie de ces structures. Ainsi, dans les images à Très Haute Résolution (THR) telles que celles fournies par le capteur satellite Pléiades, ces types de couverts végétaux se caractérisent typiquement par des motifs linéaires se répétant en fréquence régulière dans l'espace. Plutôt que de s'appuyer sur une information pixel à pixel, la classification ou la segmentation de ces occupations du sol pourraient dès lors bénéficier de méthodes basées sur l'analyse statistique de l'organisation spatiale du couvert végétal.

Les approches par analyse texturale ont démontré leur intérêt dans ce contexte et sont régulièrement utilisées pour la détection des parcelles viticoles en faisant appel à des outils tels que les matrices de co-occurrence de niveaux de gris (GLCM) [Warner et Steinmaus, 2005] et les variogrammes [Balaguer et al., 2010]. Ces méthodes visent essentiellement à caractériser statistiquement une dépendance spatiale locale en considérant un voisinage défini autour d'un pixel de l'image. Cette description statistique aboutit généralement à l'extraction de quelques attributs texturaux pouvant ensuite être utilisés comme données d'entrée dans un algorithme de classification ou de segmentation. Un deuxième type d'approches

couramment employées dans ce contexte exploite plutôt le contenu fréquentiel de l'image en tirant parti de l'alignement régulier des rangs de vigne via l'utilisation de la transformée de Fourier à des fins de segmentation [Rabatel et al., 2008], de caractérisation inter-parcellaire [Wassenaar et al., 2002], ou d'analyse intra-parcellaire [Chanussot et al., 2005].

Par ailleurs, au cours des dernières années, des approches basées sur les ondelettes ont émergé comme des solutions efficaces de description des textures. Certains chercheurs tels que [Do & Vetterli, 2002] ont proposé l'utilisation de modèles probabilistes pour décrire la distribution des coefficients de sous-bandes d'une décomposition en ondelettes et ainsi exploiter l'aspect multi-échelles et multi-orientations de cette décomposition pour améliorer la représentation statistique des textures. D'autres études ont ensuite suggéré l'utilisation de modèles multivariés pour exprimer la distribution jointe des coefficients d'ondelettes observés dans un voisinage afin de mieux prendre en compte les dépendances locales. Ces modèles multivariés sont entre autres : les distributions gaussiennes multivariées, les modèles SIRV (Spherically Invariant Random Vectors) [Yao, 1973] et les copules [Kwitt & Uhl, 2009].

Une précédente étude [Regniers et al., 2013] réalisée dans un contexte d'indexation d'images a permis de mettre en avant les modèles SIRV comme des candidats intéressants pour la classification d'images THR par rapport aux copules. Nous proposons donc ici d'évaluer le potentiel des attributs texturaux issus de ces modèles multivariés SIRV pour la détection des parcelles viticoles dans les images panchromatiques

Pléiades. Les performances de ces modèles sont comparées à celles des GLCMs ainsi qu'à celles obtenues par une méthode de segmentation basée sur les filtres de Gabor [Rabatel et al., 2008].

2. Données et Site d'étude

Pour analyser les performances des modèles multivariés de texture, trois images panchromatiques Pléiades (22/08/12, 01/08/13 et 10/09/13) ont été acquises dans le cadre de la Recette Thématique Utilisateurs du programme ORFEO d'accompagnement Pléiades organisé par le CNES. Pour chacune de ces trois images, une appellation viticole différente de la région bordelaise a été ciblée, à savoir Pessac-Léognan, Saint-Emilion et Sauternes. La période d'acquisition a été fixée en été, saison pendant laquelle la végétation de la vigne est la plus développée assurant ainsi un meilleur contraste entre le rang et l'inter-rang.

Le capteur Pléiades fournit des données THR avec une bande panchromatique de résolution spatiale de 0,7 m ré-échantillonnée à 0,5 m. Cependant, malgré la très haute résolution des données, la capacité à détecter les parcelles viticoles au travers d'outils d'analyse texturale s'avère problématique dans certaines régions viticoles (Champagne, Bourgogne, Bordeaux) en raison de la densité élevée des plantations caractéristiques de ces régions et des faibles distances inter-rang qui en résulte. Dans le cas de la région bordelaise qui nous intéresse ici, les appellations viticoles visées se caractérisent ainsi par des distances inter-rang étroites de l'ordre de 1 à 1,2 m en Pessac-Léognan et de 1,4 à 2 m en Saint-Emilion et Sauternes. Ce faible rapport entre distance inter-rang et résolution spatiale entraîne invariablement l'apparition d'effets d'aliasing (aspect crénelé des rangs) et d'atténuation de la texture dans les parcelles, et ce d'autant plus que la distance inter-rang est faible. Ces phénomènes sont ainsi plus marqués en Pessac-Léognan que dans les deux autres appellations. De plus, ceux-ci peuvent être accentués par des effets liés à la géométrie d'acquisition des images. Par exemple, plus l'angle d'incidence du satellite est élevé, plus la distance d'échantillonnage au sol (ground sampling distance) est importante et plus l'atténuation du contenu textural est accentuée. Citons également l'angle d'élévation solaire qui tend à provoquer l'apparition d'ombres portées dans les inter-rangs diminuant ainsi le contraste dans les parcelles.

3. Méthodologie

Dans cette étude, trois méthodes de détection des parcelles viticoles sont comparées. Les GLCMs et les modèles multivariés sur ondelettes sont utilisés dans un contexte de classification supervisée s'appuyant sur une étape d'apprentissage par extraction de paramètres à partir d'une base de données d'images. La troisième approche est une méthode de segmentation basée sur l'utilisation de filtres de Gabor appliqués dans le spectre de Fourier [Rabatel et al., 2008]. Ces trois méthodes sont décrites ci-dessous.

3.1 Base de données d'apprentissage

Cette première étape de la classification supervisée consiste à créer une base de données d'images représentatives des différentes classes d'occupation de

sol rencontrées le plus couramment dans le voisinage des parcelles viticoles. Les vignobles bordelais sont le plus souvent localisés dans des zones périurbaines dans lesquelles les vignobles dominent généralement le paysage. Quatre classes principales sont dès lors considérées : la vigne, la forêt, la végétation rase (prairies, parcelles viticoles en phase de régénération, sol nu, etc.) et les zones bâties (Figure 1).

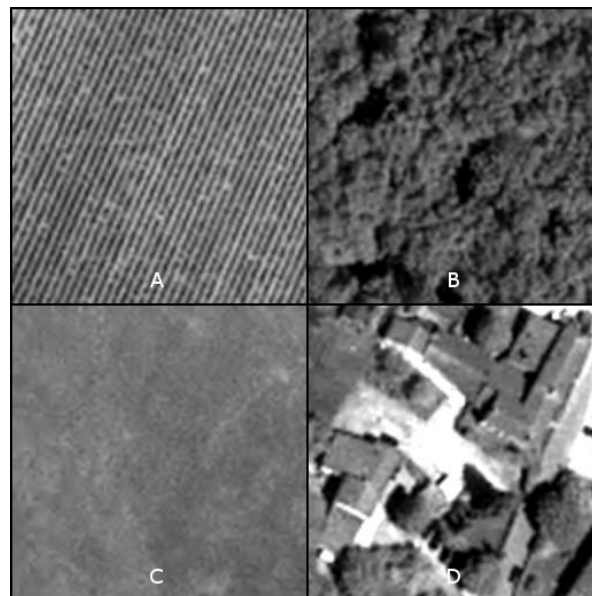


Figure 1 : Exemples d'images de la base de données d'apprentissage, (A) vigne, (B) forêt, (C) végétation rase, (D) zones bâties.

Pour chaque image Pléiades, une base de données d'images est créée en parcourant l'image afin d'y repérer des zones textuellement homogènes, caractéristiques des classes d'intérêt. Pour chaque zone repérée, une image de dimension identique (128x128 pixels) est extraite de l'image Pléiades panchromatique. Les mêmes zones d'extraction d'images sont utilisées pour les trois images Pléiades.

La vigne dominant le paysage, cette classe d'intérêt est souvent sur-représentée dans les bases de données. Afin d'alléger cette classe, un critère d'orientation des rangs est choisi de telle sorte qu'un nombre limité d'images soit conservé dans la base par classe d'orientation principale (par pas de 20° soit 9 classes d'orientation). Pour ce faire, l'orientation moyenne de chaque image de vigne est estimée par le calcul d'un tenseur de structure [Bigun et al., 1991]. Seules 25 images par classe d'orientation sont ensuite sélectionnées aléatoirement et conservées dans la base. Le choix de ce critère d'orientation n'est pas anodin, celle-ci pouvant être une source d'erreurs de classification dans l'analyse texturale. Les paramètres extraits de deux textures différant uniquement par leur orientation principale peuvent en effet être différents si ces paramètres ne répondent pas à des exigences d'invariance à la rotation. Il est donc nécessaire de conserver une certaine exhaustivité d'orientations dans la base pour limiter ces risques d'erreurs dans le cas de texture anisotrope.

3.2 Extraction de paramètres

Une fois la base de données créée, chaque imagerie est analysée individuellement pour en extraire un nombre fini de descripteurs représentant la dépendance spatiale au sein de l'imagerie. Deux approches sont comparées : les GLCMs et les modèles multivariés SIRV.

3.2.1 Matrices de co-occurrence

L'utilisation des matrices de co-occurrence nécessite le réglage de trois paramètres, à savoir la distance et la direction entre les paires de sites ainsi que le nombre de niveaux de gris pour quantifier les images. Une analyse d'indexation réalisée sur les bases de données d'images a permis de déterminer le paramétrage optimal à une distance de 1 pixel (soit 0,5 m dans l'image panchromatique) dans les quatre directions (0° , 45° , 90° et 135°) avec 256 niveaux de gris pour le cas des images sur Saint-Emilion et sur Sauternes, et à une distance de 9 pixels (soit 4,5 m) sur les quatre directions avec 32 niveaux de gris dans le cas de l'image sur Pessac-Léognan. Ces différences de paramétrage entre les images illustrent les problèmes d'atténuation de texture évoqués dans la section 2. Ces phénomènes étant plus marqués dans l'image sur Pessac-Léognan en raison des distances inter-rangs plus courtes, les objets texturés caractérisant la vigne ne correspondent plus aux rangs de plantation et sont dès lors plus larges. De même, une quantification plus fine des niveaux de gris n'est plus nécessaire pour cette image dès lors que les rangs y sont moins marqués.

Une fois les matrices calculées, des descripteurs texturaux dérivés des GLCMs sont sélectionnés parmi les 14 statistiques de second ordre définies par [Haralick et al., 1973]. Certains de ces 14 descripteurs sont en effet corrélés. Dès lors, une étape de sélection est nécessaire pour réduire cette redondance d'information et identifier les plus discriminants. Une analyse en composantes principales est utilisée pour cette étape et un sous-ensemble de quatre descripteurs (homogénéité, entropie, corrélation et moyenne d'Haralick) est ainsi identifié. Comme proposé par [Haralick et al., 1973], un vecteur de paramètres contenant ces quatre descripteurs moyennés sur les quatre directions est ensuite calculé pour chaque imagerie de la base de données.

3.2.2 Modèles multivariés sur ondelettes

Avant la modélisation et l'extraction de paramètres proprement dites, une transformée en ondelettes orthogonale (filtre de Daubechies db4) est appliquée sur chaque imagerie. Deux échelles et trois orientations de décomposition sont appliquées menant à la production de six sous-bandes d'ondelettes.

L'analyse de dépendance spatiale est réalisée sur chacune de ces sous-bandes. Les coefficients d'ondelettes localisés dans un voisinage 3×3 autour de la position d'analyse sont concaténés dans un vecteur d'observation k de dimension égale à 9 (3×3). La distribution de ces observations peut ensuite être modélisée en utilisant des fonctions de densité de probabilité multivariées dont les paramètres sont estimés selon le principe du maximum de vraisemblance.

Si on fait l'hypothèse de gaussianité de la dépendance à modéliser, le vecteur d'observation k est un vecteur réel gaussien de moyenne nulle et de matrice de covariance $[M]$. La moyenne est considérée comme nulle puisqu'on se concentre uniquement sur les sous-bandes de haute fréquence. Le processus de modélisation multivariée se limite donc à l'estimation de la matrice de covariance $[M]$ de la distribution. Toutefois, les distributions gaussiennes multivariées sont souvent considérées comme n'étant pas suffisamment flexibles pour modéliser de manière efficace le comportement dit « à queue lourde » de la distribution des coefficients d'ondelettes. Pour surmonter cette difficulté, des généralisations du cas gaussien ont été proposées dans la littérature. Les modèles de type SIRV [Yao, 1973] font partie de ces généralisations.

Dans le cas des modèles SIRV, le vecteur d'observations k est décomposé sous la forme $k = \sqrt{\tau}z$ où τ est une variable scalaire aléatoire appelée multiplicateur et z un vecteur gaussien réel de moyenne nulle et de matrice de covariance $[M]$. Le multiplicateur τ est utilisé pour moduler la distribution gaussienne du vecteur z afin de mieux s'ajuster à la queue lourde de la distribution des coefficients d'ondelettes. Plusieurs modèles ont été proposés pour représenter le multiplicateur τ . Parmi ceux-ci, une configuration dans laquelle le multiplicateur suit une loi gamma inverse est choisie produisant ainsi un vecteur SIRV k de distribution G^0 (SIRVg0) [Freitas et al., 2005].

Pour chaque imagerie, un vecteur de paramètres contenant une matrice de covariance estimée et les paramètres de la distribution du multiplicateur sont extraits pour chaque sous-bande considérée.

3.3 Classification

Afin de rester dans un cadre d'analyse orientée objet, l'image à classifier est préalablement segmentée en utilisant un algorithme de Mean-Shift [Comaniciu & Meer, 2002]. Le résultat obtenu est volontairement sur-segmenté (taille minimale des régions = 600 pixels) de manière à conserver au mieux les contours des parcelles à détecter.

Dans le cas des GLCMs, un vecteur de paramètres est calculé pour chaque région de la pré-segmentation. Une matrice de distance est ensuite déterminée entre chaque imagerie de la base d'apprentissage et chaque région de la pré-segmentation en employant une distance de Mahalanobis. Un classifieur par les k plus proches voisins ($k = 10$) est alors appliqué. La classe la plus représentée dans les k plus proches voisins est affectée à la région analysée.

Pour les modèles multivariés, la classification se déroule selon le principe du maximum de vraisemblance. La même décomposition en ondelettes que celle utilisée lors de la phase d'apprentissage est donc appliquée sur l'ensemble de l'image à classifier. Un critère de vraisemblance est ensuite estimé entre les dépendances spatiales observées dans chaque région de la pré-segmentation et les modèles calculés sur les images d'apprentissage. La classe de l'imagerie qui maximise ce critère est alors affectée à la région.

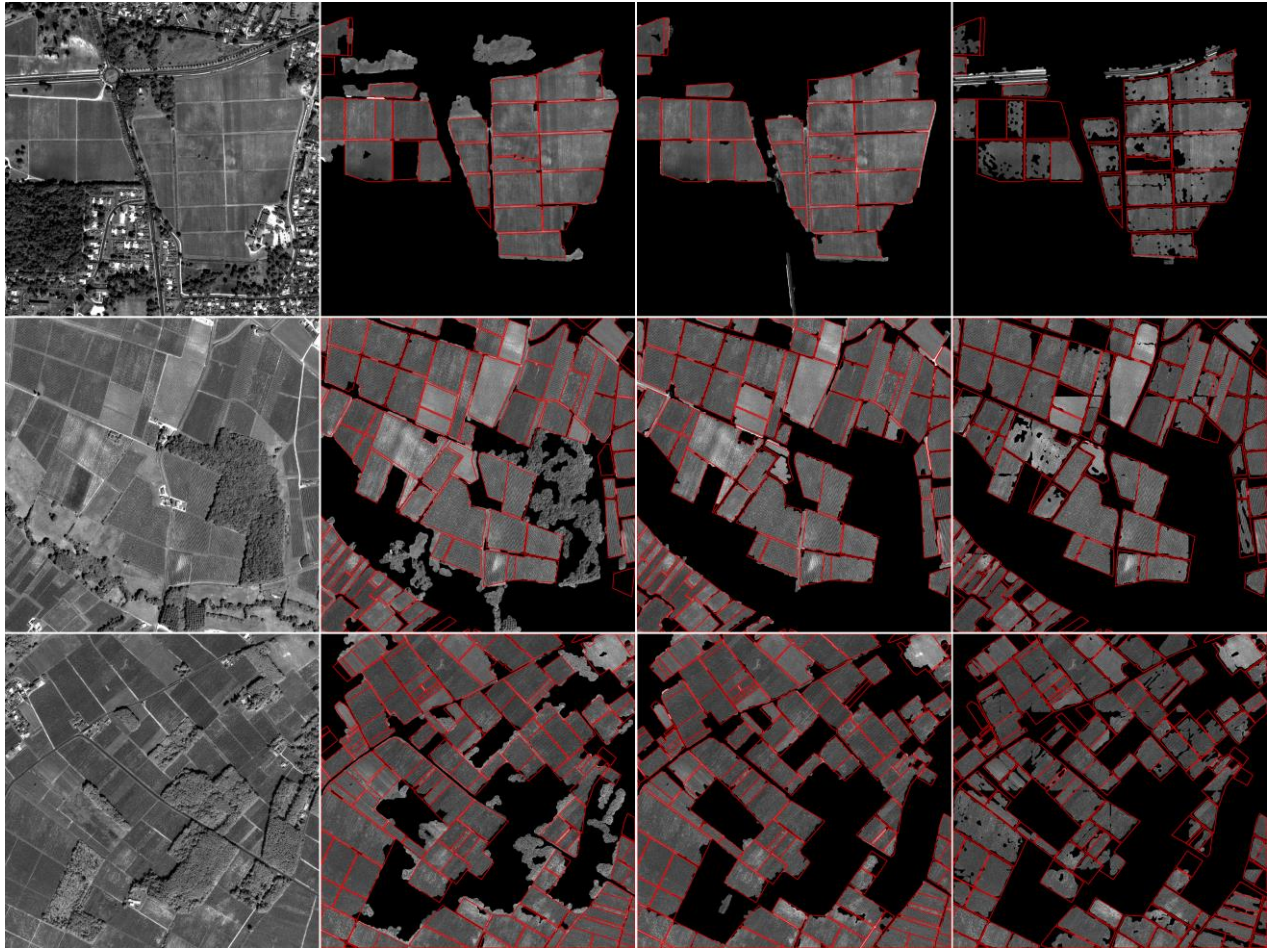


Figure 2 : Résultats de classification et de segmentation sur un extrait de l'image Pléiades du 22/08/2012 en Pessac-Léognan (Ligne 1), du 01/08/2013 en Saint-Emilion (Ligne 2) et du 10/09/2013 en Sauternes (Ligne 3).
 Colonne 1 : extrait d'image panchromatique (2000x2000 pixels). Colonne 2 : résultat de classification par les GLCMs.
 Colonne 3 : résultat de classification par modèle multivarié SIRV. Colonne 4 : résultat de segmentation par filtre de Gabor. Le contour des parcelles à détecter apparaît en rouge.

3.4 Segmentation par filtres de Gabor

Cette approche de segmentation non-supervisée se base sur la méthode proposée par [Rabatel et al., 2008]. Celle-ci tire directement profit de la structure fréquentielle des parcelles viticoles sans tenir compte des niveaux de gris. Sa principale contrainte est d'avoir un contraste suffisant entre le rang de vigne et l'inter-rang afin de garantir une réponse fréquentielle exploitable pour chaque parcelle.

L'idée générale de la méthode est d'appliquer un filtre sélectif de Gabor centré sur la composante fréquentielle de chaque parcelle afin d'en récupérer les contours. Cette opération se déroule en plusieurs étapes :

- L'image originale est tout d'abord normalisée (moyenne de 128 et écart-type de 90) afin de s'assurer que toutes les images traitées possèdent la même amplitude de variation radiométrique.
- Une transformée de Fourier est ensuite appliquée sur l'image. Pour que ce spectre soit exploitable, il faut faire en sorte que celui-ci ne soit pas saturé. L'image à segmenter est ainsi préalablement découpée en tuiles de 500x500 pour limiter le nombre de parcelles et de ce fait le nombre de pics dans le spectre de Fourier.
- Les pics présents dans le spectre sont alors parcourus un à un. A chaque itération, le pic le plus

élevé est identifié. Un filtre de Gabor avec une enveloppe gaussienne est ensuite appliqué en le centrant sur la fréquence du pic. Une fois que la parcelle correspondant au pic est récupérée par transformée de Fourier inverse, elle est éliminée de l'image d'origine en fixant les valeurs de ses pixels à la valeur moyenne de 128. Ce processus est répété jusqu'à ce qu'une condition d'arrêt soit atteinte (lorsque le rapport entre amplitude maximum et moyenne du spectre est inférieur à un seuil R prédéfini).

- Après transformée de Fourier inverse, un seuil est appliqué sur l'image obtenue produisant ainsi une image binaire où chaque objet est une parcelle viticole. Toutefois, il se peut que les objets détectés n'aient pas exactement les caractéristiques fréquentielles utilisées dans ce premier filtre de Gabor. Pour résoudre ce problème, un deuxième filtre de Gabor est appliqué sur chaque objet en créant une nouvelle sous-image dans laquelle tous les pixels sauf ceux détectés précédemment sont fixés à une valeur moyenne de 128. Seul le pic correspondant à cette parcelle apparaît alors dans le spectre.

Les avantages de cette méthode par rapport aux approches par classification supervisée sont qu'elle ne nécessite pas d'apprentissage et que les parcelles

PLEIADES 22/08/12 – Pessac-Léognan

Méthodes	Précision du Producteur (%)	Précision de l'Utilisateur (%)	Faux Positifs par Classe (%)			Nombre Total de Faux Positifs
			Bâti	Forêt	Vég. Rase	
GLCM	92,96	81,26	0,33	2,63	97,05	260 917
SIRVg0	97,91	88,86	9,23	10,01	80,76	149 376
Gabor	68,14	89,67	62,2	0,82	36,98	95 455

PLEIADES 01/08/13 – Saint-Emilion

Méthodes	Précision du Producteur (%)	Précision de l'Utilisateur (%)	Faux Positifs par Classe (%)			Nombre Total de Faux Positifs
			Bâti	Forêt	Vég. Rase	
GLCM	95,4	80,22	1,6	54,84	43,56	542 974
SIRVg0	95,68	93,66	3,43	2,34	94,22	149 549
Gabor	82,73	99,37	0,17	0,3	99,53	12 008

PLEIADES 10/09/13 – Sauternes

Méthodes	Précision du Producteur (%)	Précision de l'Utilisateur (%)	Faux Positifs par Classe (%)			Nombre Total de Faux Positifs
			Bâti	Forêt	Vég. Rase	
GLCM	94,95	83,83	3,7	47,9	48,4	441 134
SIRVg0	93,82	93,54	4,14	5,24	90,62	155 961
Gabor	75,45	99,44	0,51	0,43	99,06	10 202

Tableau 1 : Evaluation de la précision de détection des parcelles viticoles sur un extrait d'image panchromatique PLEIADES en Pessac-Léognan, Saint-Emilion et Sauternes.

détectées sont individualisées permettant ainsi réaliser des analyses plus approfondies de comparaison inter-parcelles. Toutefois, de nombreux paramètres demandent à être réglés en fonction des caractéristiques de l'image et des pratiques culturales ce qui rend cette approche plus délicate à automatiser. Il est à noter que l'effet lié au découpage des parcelles dans plusieurs tuiles n'a pas été pris en compte dans notre implémentation de cet algorithme.

4. Résultats et Discussion

Les résultats de classification obtenus avec les 3 méthodes proposées sur les 3 appellations ciblées sont présentés à la Figure 2. L'évaluation quantitative de la précision de ces classifications est quant à elle décrite dans le Tableau 1.

Dans l'ensemble, les méthodes faisant appel à des paramètres de texture montrent des performances de détection supérieures à la méthode par filtre de Gabor avec une précision du producteur (PP) supérieure à 90% pour les 3 extraits d'image analysés. Cette moindre performance des filtres de Gabor provient de plusieurs facteurs liés à la méthode mais aussi au contexte viticole. La présence de mitage ou pieds manquants rompt localement la fréquence dans les parcelles ce qui rend délicate la bonne détection de ces zones par une analyse en spectre de Fourier. Cela explique l'apparition de trous dans la segmentation obtenue, en particulier dans le cas des images en Saint-Emilion et Sauternes. Les parcelles de petite taille y sont également difficilement détectées principalement en raison du faible pic de fréquence qu'elles engendrent dans le spectre de Fourier. Dans le cas de l'image en Pessac-Léognan, la faible distance inter-rang atténue significativement la réponse fréquentielle des parcelles rendant leur détection particulièrement délicate par cette méthode. La PP des filtres de Gabor est ainsi plus faible sur cette image (68%) que sur les autres. Comme mentionné précédemment, les effets

engendrés par le découpage en tuiles de l'image à segmenter n'ont pas été gérés dans notre implémentation de l'algorithme. Une parcelle découpée sur plusieurs tuiles peut donc être partiellement mal détectées diminuant ainsi les performances de la méthode.

Toutefois, la segmentation par filtre de Gabor s'accompagne généralement d'une précision de l'utilisateur (PU) plus élevée que pour les autres méthodes (supérieure à 99% pour Saint-Emilion et Sauternes). Cela signifie que la méthode développée par [Rabatel et al., 2008] permet de cibler les parcelles viticoles de manière efficace et évite la détection de faux positifs, mais au prix d'une sous-détection manifeste. Seule la classification de l'image en Pessac-Léognan laisse apparaître quelques erreurs de confusion avec le réseau routier avoisinant qui exhibe un contenu fréquentiel proche de celui de la vigne.

Dans le cas des approches texturales, les PPs sont globalement identiques pour les GLCMs et le modèle multivarié SIRVg0. La classification obtenue sur l'image de Pessac-Léognan montre néanmoins une performance de détection plus élevée pour le modèle SIRVg0 indiquant que ce modèle est probablement plus robuste aux effets d'atténuation de texture que les GLCMs.

En outre, les classifications par GLCM présentent la PU la plus faible pour les 3 images. Le taux de faux positif est le plus élevé pour cette méthode. Ceci indique à l'inverse de la méthode par filtre de Gabor que les GLCMs sont les moins efficaces des trois méthodes pour cibler efficacement les parcelles viticoles. Les faux positifs détectés dans l'image en Pessac-Léognan correspondent principalement à des zones de végétation rase ou de sol nu (>97%). Ceci provient du paramétrage utilisé pour les GLCMs sur cette image (quantification des niveaux de gris fixé à 32 et distance entre paires de sites fixée à 9 pixels) qui tend à accentuer les effets d'atténuation de texture empêchant ainsi de discriminer efficacement la vigne des textures

plus lisses présentes dans les zones de végétation rase et de sol nu. Dans les deux autres images, les faux positifs se répartissent essentiellement entre végétation rase et forêt. De nouveau, le paramétrage des GLCMs peut expliquer ces confusions en particulier avec la classe de forêt. La petite distance entre paires de sites (distance de 1 pixel) considérée ici ne permet probablement pas de capter de gros objets tels que les couronnes d'arbres et complique ainsi la discrimination avec la vigne. Les zones de végétation rase détectées correspondent ici surtout aux chemins longeant les différentes parcelles. Ceux-ci sont mal séparés de la vigne en raison de la phase de pré-segmentation qui englobe ces chemins dans des régions contenant aussi des portions de parcelles. Ces erreurs de détection ne sont donc pas dues aux GLCMs. Cette remarque vaut aussi pour le modèle SIRVg0 pour lequel la majeure partie des faux positifs détectés correspond aussi à ces chemins.

Ces observations illustrent l'intérêt du caractère multi-échelles de l'approche sur ondelettes permettant à la fois de discriminer des objets grossiers comme les couronnes d'arbres d'objets plus fins tels que les rangs de vigne. L'aspect multi-échelles n'étant pas pris en compte dans le paramétrage des GLCMs, ceci explique probablement le pouvoir discriminant plus faible de cette méthode. Au final, l'approche sur ondelettes constituent le meilleur compromis entre un faible nombre de faux positif et une bonne qualité de détection.

5. Conclusion

L'intérêt de l'utilisation des modèles de texture multivariés de type SIRV est démontré pour la détection des parcelles viticoles dans les images panchromatiques Pléiades. Ce type d'approche permet en effet d'atteindre un taux de détection aussi élevé que les GLCMs et plus élevé que les filtres de Gabor tout en garantissant un taux de faux positif faible malgré les difficultés liées aux distances inter-rangs étroites dans les parcelles des appellations viticoles étudiées et de l'atténuation du contenu textural qui en résulte dans les images. La méthode par filtre de Gabor reste néanmoins l'approche ciblant le plus efficacement les parcelles de vigne avec un taux de faux positif quasiment nul. Celle-ci présente toutefois une plus forte sensibilité aux pieds manquants et à l'atténuation de texture.

La faible distance inter-rang des appellations viticoles bordelaises ciblées rend le travail de détection des parcelles plus complexes et ce, malgré la très haute résolution offerte par les images panchromatiques Pléiades. Il est raisonnable de penser que dans des appellations aux distances inter-rangs plus larges, des méthodes telles que celle utilisant les filtres de Gabor pourraient s'avérer aussi performantes voire plus performantes que les approches proposées dans cet article. L'intérêt des modèles SIRV est donc établi dans un contexte de parcelles viticoles denses.

Remerciement

Les auteurs souhaitent remercier l'équipe de la recette thématique utilisateurs du programme ORFEO d'accompagnement Pléiades et en particulier Claire Tinel pour les images Pléiades (© CNES (2012,2013), distribution Airbus DS / Spot Image) utilisées dans le

cadre de cette étude. Cette étude a été financée par le CNES (TOSCA STELLA THR) et le Conseil Régional d'Aquitaine.

Références

- Bigun J., Granlund G. H., Wiklund J., 1991. *Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13(8) :775-790.
- Chanussot J., Bas P., Bombrun L., 2005. *Airborne remote sensing of vineyards for the detection of dead vine trees*. Proceedings of the 2005 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Seoul, South Korea, 3090-3093.
- Comaniciu D., Meer P., 2002. *Mean Shift: A robust approach toward feature space analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 24(5):603-619.
- Do M. N., Vetterli M., 2002. *Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance*. IEEE Transactions on Image Processing, 11:146-158.
- Freitas C., Frery A., Correia A., 2005. *The polarimetric G distribution for SAR data analysis*. Environmetrics 16:13-31.
- Haralick R. M., Shanmuggam K., Dinstein I., 1973. *Textural features for image classification*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 3(6):610-621.
- Kwitt R., Uhl A., 2009. *A joint model of complex wavelet coefficients for texture retrieval*. Proceedings of the 2009 International Conference on Image Processing, Cairo, Egypt, 1877-1880.
- Rabatel G., Delenne C., Deshayes M., 2008. *A non-supervised approach using Gabor filters for vine-plot detection in aerial images*. Computers and Electronics in Agriculture 62:159-168.
- Regniers O., Da Costa J.-P., Grenier G., Germain C., Bombrun L., 2013. *Texture based image retrieval and classification of very high resolution maritime pin forest images*. Proceedings of the 2013 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Melbourne, Australia, 4038-4041.
- Warner T. A., Steinmaus K., 2005. *Spatial classification of orchards and vineyards with high spatial resolution panchromatic imagery*. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 71(2):179-187.
- Wassenaar T., Robbez-Masson J.-M., Andrieux P., 2002. *Vineyard identification and description of spatial crop structure by per-field frequency analysis*. International Journal of Remote Sensing, 23(17):3311-3325.
- Yao K., 1973. *A representation theorem and its applications to spherically-invariant processes*. IEEE Transactions on Information Theory, 19(5): 600-608.