

Analyse d'images agronomiques multispectrales sous éclairage naturel

Ludovic MARTIN-CHEFSON, Sylvie PHILIPP-FOLIGUET, Michel CHAPRON

ETIS, ENSEA / UCP / UPRESA CNRS 8051
6 avenue du Ponceau, 95014 Cergy-Pontoise Cedex, France
martin@ensea.fr, philipp@ensea.fr, chapron@ensea.fr

Résumé – Dans ce papier nous présentons une application du traitement d'images à l'analyse de scènes agronomiques en environnement extérieur. Nous traitons des données haute résolution multispectrales visible et infrarouge. L'objectif principal de cette étude est d'élaborer un traitement capable de segmenter les images en régions appartenant aux trois classes : sol, mauvaises herbes et culture. Ce traitement doit être robuste aux variations d'éclairage et rester efficace dans le cas d'un important recouvrement des feuilles des différentes espèces végétales. Nous proposons, dans un premier temps, une méthode d'estimation de la luminance spectrale permettant de déterminer la composante de séparation optimale des végétaux du sol. Nous nous intéressons ensuite au cas particulier de scènes sous éclairage diffus mais variable. Nous proposons une méthode originale intégrant une compétition de régions Bayes /MDL initialisée par une classification paramétrique bimodale basée sur l'algorithme EM. Cette méthode a l'avantage d'exploiter dans sa globalité l'espace multibande et d'être automatique.

Abstract – In this paper we present an application of image processing to the analysis of agronomic outdoor scenes. We treat high resolution multispectral data (visible and infrared). The main objective of this study is to elaborate a treatment able to segment the images into regions belonging to three classes: soil, weed and culture. Our treatment must be robust to the variations of illumination and must remain effective in the case of an important leaf overlap of the various botanical species. We propose, at first, a method of expectation of the spectral radiance, leading to the determination of the component of optimal separation of vegetation and soil. Then we study the particular case of scenes under diffuse but variable illumination. We propose an original method integrating a competition of region using a Bayes / MDL algorithm, initialised by a parametric bimodal classification, based on the EM algorithm. This method has the advantages to exploit the whole multiband space and to be automatic.

1 Introduction

Le contrôle local du développement des mauvaises herbes dans les cultures nécessite une certaine capacité à détecter et identifier les espèces de plantes. La recherche en agronomie de précision s'intéresse donc au développement de méthodes réalistes et robustes permettant l'analyse d'images numériques de cultures réelles en environnement naturel.

Le traitement des images doit utiliser, autant que possible, les propriétés de réflectance, d'une part pour séparer le sol et la végétation et d'autre part pour distinguer les espèces dans la scène. De plus, les traitements numériques doivent garantir la robustesse par rapport aux variabilités du rayonnement et du type de sol et la densité des végétaux. Les recherches effectuées sur les systèmes de vision adaptés à l'observation des scènes agronomiques ont mis en évidence l'intérêt d'une combinaison de la bande infrarouge avec les bandes visuelles [1].

Ce papier présente les résultats préliminaires de traitements effectués sur une base d'images haute résolution et multibandes acquises en Juin 1998 en environnement extérieur.

2 Spécifications des images et des scènes étudiées

Les scènes de culture sont observées en visée verticale, à une résolution terrain de $0.5mm^2$ par pixel. Elles mesurent 76.3 cm sur 113.5 cm . Elles sont acquises par un appareil numérique sur 3 bandes visuelles et une bande infrarouge sous rayonnement solaire variable. Trois espèces de végétaux y ont été semées, le sol est composé de terre et de pierres. La densité de la végétation peut induire un important recouvrement des feuilles de mêmes et différentes espèces.

3 Méthodes et traitement proposés

La démarche proposée s'appuie sur quelques hypothèses de base. Étant donné qu'il n'existe pas de modèle direct de réflectance des surfaces végétales sous éclairage naturel, notre démarche s'appuie sur les définitions et les hypothèses suivantes :

- Les surfaces observées sont supposées être des réflecteurs diffusants ne pouvant être eux mêmes source de rayonnement dans les longueurs d'ondes d'observation.

- Les surfaces observées sont assimilées à des surfaces Lambertiennes, ce qui exclut la prise en compte de tout phénomène de réflexion spéculaire. Elles sont considérées comme localement planes en première approximation.
- Les mesures de la luminance réfléchie par une surface obtenues dans le plan image (valeurs des pixels) sont distribuées selon une gaussienne non nécessairement isotrope dans l'espace des bandes.

3.1 Modèle de réflexion de la lumière

La formulation du modèle dichromatique [2] décompose la luminance réfléchie en deux composantes spectralement sélective et non sélective. Dans notre cas, nous nous intéressons exclusivement à la composante sélective plus appropriée pour décrire les comportements Lambertiens des surfaces. Soit θ_i, φ_i (respectivement θ_r, φ_r), les angles du rayonnement incident (respectivement réfléchi) par rapport à la normale locale et λ la longueur d'onde. Pour une source unique, nous exprimerons la luminance incidente $L(\lambda; \theta_i, \varphi_i)$ sur une surface par [3] :

$$L(\lambda; \theta_i, \varphi_i) = L_{\text{spect}}(\lambda) f_{\text{geom}}(\theta_i, \varphi_i) \quad (1)$$

Soit q_k la transmittance spectrale de la bande k du capteur et $\Delta\omega_i$ l'angle solide sous lequel la surface reçoit la source lumineuse. En tenant compte des hypothèses précédentes et en se référant au « Neutral Interface Model » proposé par Lee *et al.* [3], nous pouvons exprimer l'énergie b_k intégrée sur la bande k du capteur par :

$$b_k = A \int \rho_s(\lambda) L_{\text{spect}}(\lambda) q_k(\lambda) d\lambda \quad (2)$$

où A est la dépendance géométrique exprimée par :

$$A = \int_{\Delta\omega_i} \cos\theta_i f_{\text{geom}}(\theta_i, \varphi_i) \rho_g(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) d\omega_i \quad (3)$$

ρ_s et ρ_g sont définies comme les composantes de la fonction de réflectance respectivement spectrale et géométrique de la surface observée. Si la surface est Lambertienne alors $\rho_g = \frac{1}{\pi}$ et si de plus le rayonnement incident est uniforme sur le demi-hémisphère nous obtenons :

$$A = \cos^2\left(\frac{\theta_n}{2}\right) \quad (4)$$

où θ_n est l'angle que fait la normale à la surface unitaire avec l'axe zénital.

Une étude de Drew *et al.* ([4]) portant sur l'invariance de l'illumination en imagerie couleur conduit à la description des valeurs mesurées dans chaque bande par Décomposition en Valeurs Singulières (DVS). Sous hypothèse Lambertienne, posons $\rho(\lambda)$, la réflectance d'une surface unitaire positionnée en (x, y) dans le plan image. La source de l'illumination $L_i(\lambda)$ est supposée uniforme. Une fonction réflectance spectrale de l'ensemble des surfaces unitaires observées peut être définie dans l'espace orthonormé des n vecteurs propres d'une Décomposition en Valeurs Singulière où n est le nombre de bandes du capteur.

Posons la matrice \mathbf{B} de dimension $m \times n$ représentant un ensemble de m pixels (x, y) associés à une surface unitaire de la scène étudiée, observés à travers n bandes ($m > n$).

$$\mathbf{B} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^t = \mathbf{U}\mathbf{M}^t \quad (5)$$

où \mathbf{U} est la matrice des éléments $u_j^{(x,y)}$ représentant les poids associés à la surface unitaire (x, y) sur la composante j de la DVS. Ainsi la fonction de réflectance spectrale peut s'exprimer par la relation suivante

$$\rho^{(x,y)}(\lambda) \cong \sum_{j=1}^n u_j^{(x,y)} \rho_j(\lambda) \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{b}^{(x,y)} &= \sum_{j=1}^n A \int \rho_j(\lambda) L_i(\lambda) \mathbf{q}(\lambda) d\lambda \cdot u_j^{(x,y)} \\ &\equiv \mathbf{M}\mathbf{u}^{(x,y)} \end{aligned} \quad (7)$$

La composante principale (le vecteur propre associé à la valeur propre maximale correspondant à $j = 1$) de l'ACP des valeurs des pixels non centrées peut être ainsi assimilée à une estimation de l'albedo moyen de la scène. Sur cet axe (de coordonnées toujours positives), les variations de $u_1^{(x,y)}$ sont supposées correspondre aux variations d'intensité dues essentiellement au terme A de l'équation (7). Par contre, le cas où plusieurs surfaces, de propriété de réflectance différentes, sont présentes dans la scène observée, aura pour effet d'augmenter la variance dans l'espace dégénéré au premier axe. Si l'on pose comme hypothèse qu'une surface se caractérise dans ce sous espace par une distribution gaussienne des mesures autour d'une valeur moyenne, cette variance sera associée au mélange des différentes distributions.

3.2 Classification paramétrique

L'algorithme de Maximisation de l'Espérance (EM) permet d'estimer les paramètres de la somme de deux distributions f_1 et f_2 (supposées gaussiennes) d'observations x_n . Une fois les paramètres estimés, il devient possible de classifier les pixels en trois classes C_1, C_2 et C_0 . C_0 est une classe de rejet associée au mélange. Les pixels sont classifiés par rapport de vraisemblance. L'étendue de la classe C_0 dépend du coût de rejet γ [5] [6].

$$\begin{cases} x_n \in C_1 & \text{si} & \frac{f_1(x_n)}{f_2(x_n)} \geq \frac{\alpha_2}{\alpha_1} \frac{1-\gamma}{\gamma}, \\ x_n \in C_2 & \text{si} & \frac{f_1(x_n)}{f_2(x_n)} \leq \frac{\alpha_2}{\alpha_1} \frac{\gamma}{1-\gamma}, \\ x_n \in C_0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (8)$$

où α_1 et α_2 , sont les proportions des distributions de f_1 et f_2 tel que $\alpha_2 = 1 - \alpha_1$.

3.3 Régularisation par Compétition de Régions

Les régions formées par les pixels des classes C_1 et C_2 seront utilisées comme « germes » pour l'algorithme de compétition de régions qui a pour but de classifier les pixels

ambigus de la classe de rejet C_0 . L'algorithme de Compétition de Régions proposé par Zhu et Yuille [7] consiste en la minimisation d'un critère généralisé bayésien et de Longueur de Description Minimum. L'énergie à minimiser tient compte de la longueur des frontières des régions qui doit être la plus courte possible et de la maximisation de la vraisemblance dans les régions. L'algorithme utilise une fenêtre locale de taille adaptative tendant à garantir un bon ajustement des contours de régions sur les contours des objets. Il est itéré jusqu'à stabilisation des frontières.

Dans le formalisme utilisé :

M est le nombre de régions;

Γ_i représente la frontière de la région R_i ;

$I_{(x,y)}$ est la valeur du pixel à la position (x,y) de l'image;

θ_i est le vecteur des paramètres (moyenne et variance) de la distribution des $I_{(x,y)}$ dans la région R_i ;

$P(I_{(x,y)} | \theta_i)$ est la probabilité que $I_{(x,y)}$ ait la distribution θ_i ;

μ est la longueur de l'arc unité;

λ est une constante de pondération utilisée seulement dans le cas de fusions de régions.

Une fenêtre W de m pixels est centrée sur chaque pixel (x, y) . La moyenne et la variance des $I_{(x,y)}$ dans W sont respectivement représentées par \bar{I} et s^2 . m est automatiquement adapté afin de maximiser le rapport signal à bruit dans W . La proportion des pixels de W appartenant à R_i se note $\pi_i(x, y)$ tel que $\sum_{i=1}^M \pi_i(x, y) = 1$. Dans le cas où les probabilités sont supposées indépendantes, l'énergie généralisée E à minimiser est :

$$E[\Gamma, \{\theta_i\}] =$$

$$\sum_{i=1}^M \left\{ \frac{\mu}{2} \oint_{\Gamma_i} ds - \log P(\{I_{(x,y)} : (x, y) \in R_i\} | \theta_i) + \lambda M \right\} \quad (9)$$

où le premier terme représente les longueurs totales pondérées des frontières des régions R_i . Le second terme est la somme du logarithme de la vraisemblance $\prod_{i=1}^M P^{\pi_i}(I_{(x,y)} | \theta_i)$ sur l'ensemble des régions.

La minimisation de l'énergie (9) se résout en appliquant l'équation de mouvement de chaque point $\vec{v} = (x, y)$ appartenant à la frontière entre deux régions R_i .

$$\begin{aligned} \frac{d\vec{v}}{dt} = & -\mu \kappa_i(\vec{v}) \vec{n}_i \\ & - \frac{1}{2} \left\{ \log \frac{\sigma_i^2}{\sigma_j^2} + \left(\frac{(\bar{I} - \mu_i)^2}{\sigma_i^2} - \frac{(\bar{I} - \mu_j)^2}{\sigma_j^2} \right) + \left(\frac{s^2}{\mu_i} + \frac{s^2}{\mu_j} \right) \right\} \vec{n}_i \end{aligned} \quad (10)$$

\vec{n} est le vecteur unitaire normal au contour de la région i en (x, y) ; $\kappa_i(\vec{v})$ est la courbure en (x, y) . Le mouvement des frontières de région est itéré jusqu'à stabilisation. A chaque itération t , la moyenne et la variance des régions sont mises à jour.

4 Algorithme de séparation des composantes végétales

Dans le cas d'un éclairage diffus (cas où le soleil est masqué), nous supposons la source de rayonnement uniforme sur le demi-hémisphère. Les surfaces courbes des feuilles, la granulosité du sol induisent une variation locale de θ_n dans (4) donc du terme A du modèle de réflexion choisi. Ces variations sont indépendantes des différences de réflectance spectrale des surfaces présentes et correspondent à des différences locales d'intensité. Ces phénomènes sont observables sur la première composante d'une Analyse par Composante Principale de l'ensemble des pixels de la scène. La seconde composante porte la variance maximale issue des phénomènes autres que les variations d'intensités. Nos scènes comportent deux sortes de surfaces, végétation et sol, de propriétés spectrales très différentes; ceci est confirmé par l'observation d'une distribution bimodale sur la seconde composante de l'ACP (figure 1). La classification paramétrique sol/végétation sans classe de rejet génère des régions compactes.

Pour discriminer les différentes plantes, on effectue ensuite une ACP sur les seuls pixels de la classe végétation. La classification paramétrique effectuée sur le premier axe de cette ACP génère, cette fois, des régions non compactes, le coût de rejet est donc fixé haut. Malgré une classe de rejet très étendue, une ouverture morphologique est nécessaire pour rejeter des « germes » dont la taille n'est pas significative. La régularisation achève la segmentation en deux classes, « maïs » et « mauvaises herbes » (figure 2).

5 Résultats et conclusions

Nous avons testé la méthode présentée sur plusieurs scènes sous éclairage diffus variable (soleil masqué à ciel couvert). Dans tous les cas, le taux de mélange sur l'axe de discrimination « sol » / « végétation » est très faible, les objets non végétaux sont correctement classés « sol ». La classification des végétaux s'avère plus délicate. En effet, le taux de mélange reste très important sur l'axe principal de l'ACP. Cela s'explique par le fait qu'il n'y a pas équivalence stricte entre les modes de l'hypothèse bimodale et la réflectance des différentes espèces végétales. A ce niveau, la compétition de régions régularise la classification paramétrique et joue un rôle efficace lors d'une forte connexité des différentes espèces végétales (figure 3-a et 3-b). La croissance des régions associées au maïs n'incorpore pas les feuilles connexes d'autres espèces alors que le taux de mélange est important (figure 3-c).

L'intérêt de la méthode est de fonctionner sans réglage de paramètres et de fournir une chaîne complète de classification et de segmentation des images sous éclairage diffus. Une adaptation au cas de l'éclairage direct est en cours, les zones ombrées et éclairées sont détectées et traitées de façon indépendante.

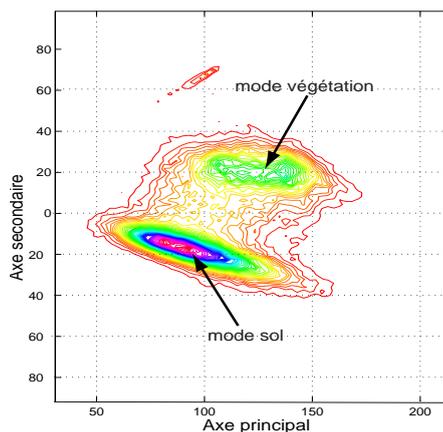
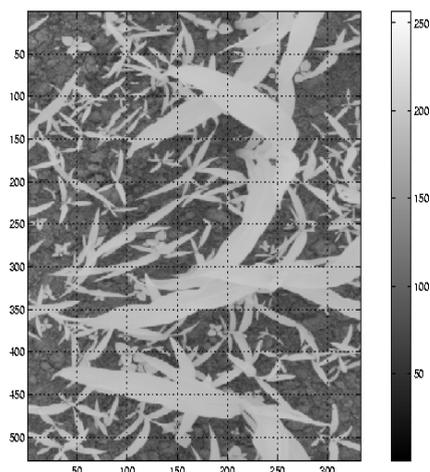
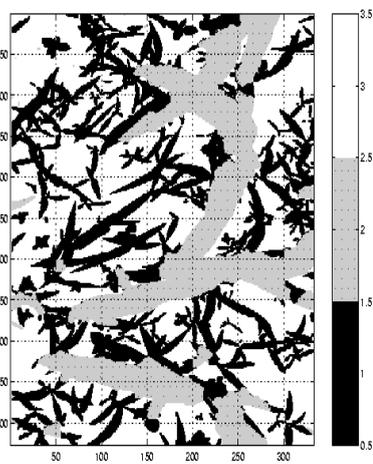


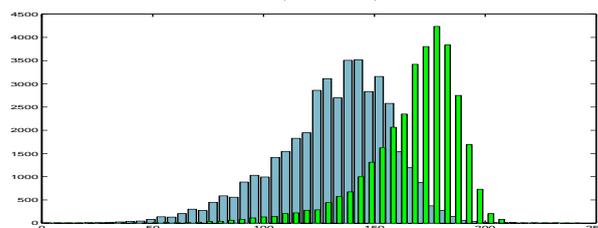
FIG. 1: Distributions des pixels de la scène sur le deux premières composantes de l'ACP



a : bande infrarouge illustrative



b : 1-mauvaises herbes ; 2-maïs ; 3-sol



c : Histogrammes des classes « maïs » et « mauvaises herbes » sur la composante principale de la classe « végétation »

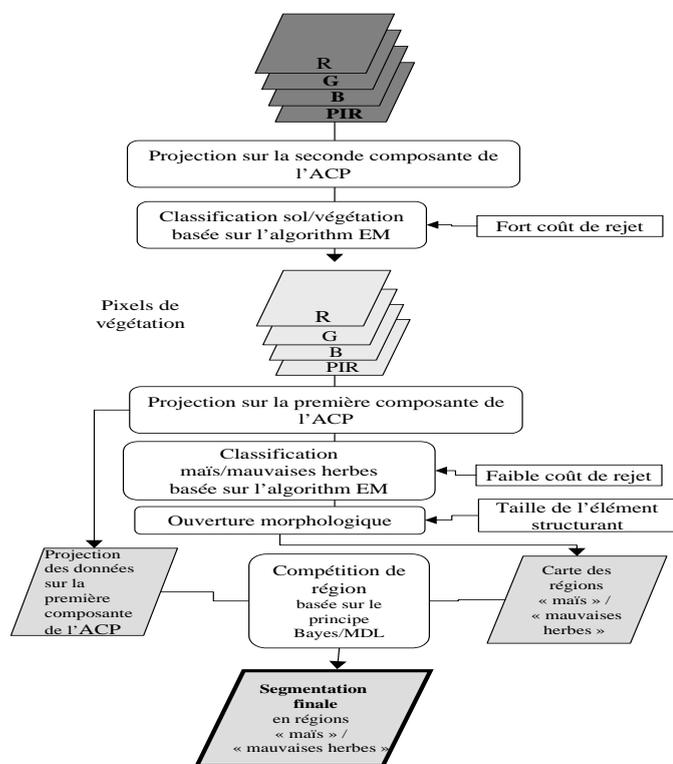


FIG. 2: Principe de la méthode proposée

Références

- [1] R. Zwiggelaar C. R. Bull and J.V. Stafford. Imaging as a technique of assessment and control in the field. *Aspect of Applied Biology*, 43, 1995.
- [2] G.J. Klinker, S.A. Shafer, and T. Kanade. A physical approach to color image understanding. *International Journal of Computer Vision*, 12(4):402–409, 1990.
- [3] H.C. Lee, E.J. Breneman, and C.P. Schulte. Modeling light reflexion for color computer vision. *IEEE Trans. on PAMI*, 4(12):7–38, avril 1990.

FIG. 3: Exemple de classification finale sous éclairage diffus

- [4] Ze-Nian Li M. Drew, Jie Wei. On illumination invariance in color object recognition. *Pattern Recognition*, 31(8):1077–1087, 1998.
- [5] B. Dubuisson. *Diagnostic et reconnaissance des formes*. Paris, France, hermes edition, 1990.
- [6] Fukunaga. *Statistical Pattern Recognition*. San Diego, CA., academic press edition, 1990.
- [7] A. Yuille S.C. Zhu. Region competition. *IEEE Trans. on PAMI*, 18(9), janvier 1996.