

Contours actifs : application à la détection de rangs de cultures en télédétection haute résolution

W. BOBILLET¹, J.P. DA COSTA^{1,2}, C. GERMAIN^{1,2}, O. LAVIALLE^{1,2}, G. GRENIER^{1,2}

¹Equipe Signal et Image, LAP-UMR 5131, CNRS, Université Bordeaux 1, 33405 Talence cedex, France.

²ENITA de Bordeaux, 1 cours du Général De Gaulle, BP 201, 33175 Gradignan cedex, France.

g-grenier@enitab.fr

Résumé – La détection de rangs est une étape indispensable à l'analyse d'images de télédétection haute résolution de cultures en rangs. Nous proposons dans ce papier un algorithme qui s'appuie sur un réseau de modèles déformables. Il s'agit d'un réseau de lignes quasi-parallèles dont l'objectif est de se « caler » sur les rangs de cultures. Après une étape d'initialisation fondée sur les propriétés spectrales de l'image, la convergence du réseau est assurée par la minimisation d'un critère énergétique. La formulation du critère met en jeu une énergie interne, reflétant les contraintes géométriques du réseau, et une énergie externe, qui rend compte de l'interaction entre le réseau et l'image.

Abstract – Row detection is a necessary first step for the analysis of high resolution remote sensing images of row crops. This paper presents an algorithm for automatic row detection which implements an active contour model. The model consists of a network of lines whose purpose is to adjust to the rows. After a rough initialization, the convergence of the network is obtained by minimizing an energy criterion. The energy is composed of two parts: an internal energy reflecting the internal geometric constraints undergone by the network, and an external energy which represents the effect of the image on the network. The algorithm proves to perform properly. The rows are precisely detected.

1. Introduction

L'estimation de la vigueur de la végétation est un des paramètres fondamentaux dans le suivi du développement et de la santé des cultures. Cette estimation est fréquemment réalisée grâce au calcul d'indices multispectraux comme le NDVI (Normalized Differential Vegetation Index). Dans le contexte de la télédétection en haute résolution de plantes pérennes, tels les arbres fruitiers et la vigne, les indicateurs de la végétation traduisent évidemment la vigueur de la culture, mais prennent aussi en compte la réponse spectrale de l'herbe ou du sol séparant les rangs de culture.

La mesure automatique de caractéristiques physiques ou biologiques pour de telles scènes naturelles pose le problème de l'interprétation, par un algorithme, du contenu de cette scène. La mesure des propriétés radiométriques des rangs nécessite, avant toute autre opération, la détection de ces objets parmi l'ensemble des éléments de la scène. C'est ainsi que s'est posé le problème de la caractérisation de rangs de cultures par analyse d'image de télédétection haute résolution, et plus particulièrement le cas des rangs de vigne, objet de notre étude.

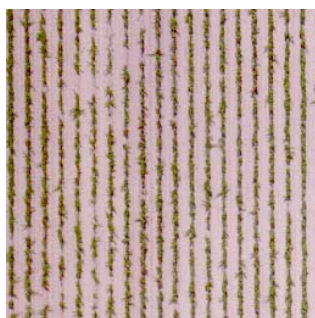


FIG. 1 : image de rangs de vignes

La Fig. 1 présente un exemple d'image de parcelle de vigne, dont la résolution est de 10cm par pixel. La largeur des rangs varie de 2 à 6 pixels. La distance inter-rang est de l'ordre de 12 pixels. On constate que le sol nu des inter-rangs représente la majorité de la surface de l'image et risque donc d'affecter fortement le calcul et la représentation d'un indice de vigueur.

Pour corriger ce défaut et obtenir des cartes de vigueur qui reflètent réellement l'état de la culture étudiée, il convient d'élaborer des algorithmes permettant de localiser les rangs, d'estimer la vigueur le long du rang, et enfin de propager cette estimation au sein de l'inter-rang.

Dans cet article, la détection des rangs, phase préalable à la caractérisation de la végétation, a été abordée en utilisant un modèle déformable adapté à la structure particulière des scènes observées. Ce modèle consiste en un réseau de lignes quasi-parallèles dont l'évolution est conduite selon des critères externes (influence de l'image) et internes (contraintes géométriques entre les lignes).

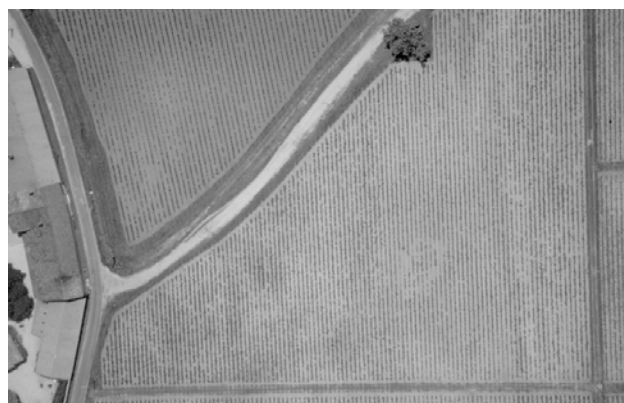


FIG. 2 : image comportant routes, édifices, arbres, etc.

Notons que les images de télédétection dont nous disposons comportent généralement des routes, des arbres ou des édifices et peuvent être constituées de plusieurs parcelles ayant des orientations et des espacements de rangs différents (Fig. 2). Elles nécessitent donc une phase préalable de segmentation. Cette étape n'est pas abordée dans cet article et les images étudiées ne sont supposées présenter qu'une seule orientation et n'être constituées que de rangs de vigne.

2. L'algorithme de détection des rangs

La plupart des méthodes d'analyse d'image dédiées à la détection de rangs de cultures sont implantées sur des systèmes temps réel pour le guidage automatique d'outils (e.g. [2][5]). Les images sont alors prises par des caméras embarquées et ne montrent qu'un petit nombre de rangs. Certains auteurs appliquent une transformée de Hough pour retrouver les structures linéaires [9][5]. Habituellement, la très haute résolution des images utilisées et le faible nombre de rangs autorisent des résultats relativement précis. Dans certains cas, quand le temps de calcul est un paramètre critique, certains auteurs choisissent des approches alternatives mettant en jeu des algorithmes de poursuite fondés sur le filtre de Kalman étendu [2] ou encore des méthodes de régression linéaire [10].

Contrairement au cas du temps réel, la complexité calculatoire n'est pas, en ce qui nous concerne, un problème majeur. En revanche, il faut obtenir une localisation très fine des rangs de vigne, afin de pouvoir limiter le calcul des indices de vigueur à la végétation présente sur chaque rang. L'arrangement particulier des pieds de vigne suggère l'utilisation de la transformée de Hough. Cependant, des études antérieures, ont montré que cette technique n'aboutit pas à des résultats satisfaisants. Ceci s'explique d'une part par le grand nombre de structures linéaires à détecter, par leur grande longueur et par leur faible espacement et, d'autre part, par la présence d'alignements parasites (les pieds de vignes sont plantés selon une grille régulière qui apparaît clairement lors des premiers stades de développement de la plante).

Afin de détecter très précisément les rangs de vigne, nous avons choisi d'implanter des modèles déformables. Les modèles déformables ont déjà été appliqués dans un contexte agricole, par exemple pour la segmentation d'adventices [8]. Nous proposons ici d'utiliser un réseau de modèles déformables. Ce réseau consiste en un ensemble de lignes quasi-parallèles qui viennent se caler sur les rangs de vigne selon un processus global de convergence.

Le choix d'une approche fondée sur des contours actifs se justifie par leur précision et leur adaptabilité à des situations variées. En effet, si des rangs de cultures sur une parcelle plate en visée parfaitement verticale peuvent s'assimiler à un réseau de lignes parallèles, il n'en va pas de même si la prise de vue est légèrement inclinée ou encore lorsque les cultures sont situées sur des coteaux vallonnés.

2.1 Le modèle déformable ou contour actif

Un modèle déformable ou contour actif est défini comme un objet géométrique dont les paramètres comme

l'orientation, la position, la forme, etc., peuvent évoluer dans le temps. Le modèle que Kass et al. [4] ont présenté en 1988 consiste en une courbe continue dont la longueur et la forme varient. Des modèles plus rigides peuvent conserver une forme fixée à l'avance. Seule leur orientation et leur position peuvent alors évoluer.

Le contour actif évolue dans l'image pour atteindre un état stable, tout en respectant un ensemble de contraintes. L'état stable correspond au minimum d'une énergie :

$$E = \mu E_{int} + (1 - \mu) E_{ext}. \quad (1)$$

E_{int} est l'énergie interne. Elle reflète les contraintes internes que le contour doit respecter. E_{ext} est l'énergie externe. Elle décrit les effets de l'image sur le contour et permet son attraction vers l'état souhaité. $\mu \in [0,1]$ est un paramètre de pondération. La formulation des énergies E_{int} et E_{ext} dépend de l'application.

L'évolution du contour consiste ensuite en un processus itératif qui minimise l'énergie E .

Malgré leur apparente régularité, les images de rangs de vigne montrent quelques imperfections qui peuvent rendre délicate la détection des rangs. En particulier, la largeur inter-rang (période) et l'orientation ne sont qu'approximativement constantes. Dans un premier temps, les rangs seront considérés rectilignes et quasi parallèles. En outre, la Fig. 1 montre que les rangs peuvent être localement interrompus (absence de cep) ou irréguliers. Le modèle retenu est composé de $N+1$ segments, suivant le nombre de rangs présents dans l'image. Chaque segment S_i traverse l'image d'un bord à un autre, et est complètement défini par les deux paramètres θ_i et $P_i = (x_i, y_i)$ comme le montre la Fig. 3.

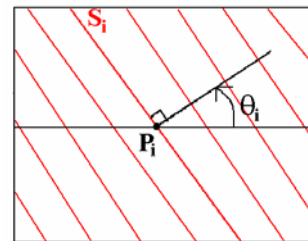


FIG. 3 : paramètres du réseau de segments.

Les points P_i sont les pivots des segments. Au cours de l'évolution du réseau, la position des P_i et les angles θ_i sont mis à jour jusqu'à obtention d'un minimum de l'énergie E .

Notons que les rangs de vigne sont supposés rectilignes, hypothèse qui ne se vérifie pas toujours. Par exemple, sur la Fig. 2, les rangs les plus à droite de la parcelle sont légèrement courbés. Nous supposons que la déviation d'un rang n'excède pas l'écartement entre les rangs. Dans des configurations plus critiques pour lesquelles les rangs ne sont manifestement pas linéaires, une approche fondée sur des modèles autres que des lignes droites serait plus adaptée. Dans un autre contexte, les travaux de Lavielle et al. [6][7] fournissent un exemple faisant intervenir un réseau de B-splines.

2.2 Initialisation du réseau

La convergence vers un état stable acceptable dépend de la qualité de l'initialisation. Les segments doivent être placés aussi près que possible de leur position finale, ce qui suppose que nous disposions de bonnes estimations de l'orientation et de l'espacement des rangs.

2.2.1 Mesure de l'orientation et de l'espacement moyens

Les rangs constituant un motif textural périodique, ils se manifestent sous la forme d'un pic sur la densité spectrale de puissance. L'orientation moyenne et la distance inter-rang sont obtenues à partir des coordonnées de ce pic. La Fig. 4 représente l'image d'une parcelle de vigne et sa densité spectrale de puissance. Exception faite du lobe central correspondant à la composante basse fréquence, le spectre fait apparaître deux lobes symétriques (#1) et leurs harmoniques (#2). L'orientation et l'espacement moyens des rangs sont donnés par la position du premier couple de lobes. La position angulaire des lobes correspond à l'orientation globale de l'image alors que leur distance au centre est l'inverse de l'espacement moyen entre les rangs.

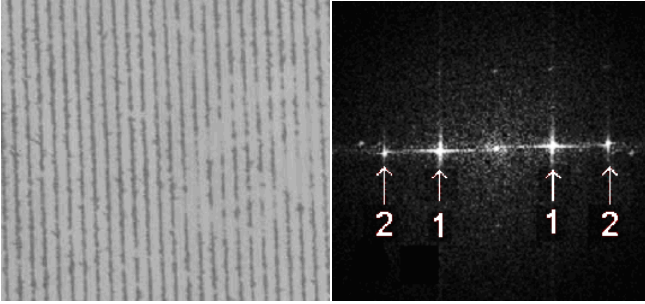


FIG. 4 : image originale et densité spectrale de puissance

2.2.2 Placement des pivots

Les pivots P_i sont placés le long de la diagonale de l'image la plus proche de la direction orthogonale au rang. Leurs positions précises correspondent aux différents minima de la luminance sur cette diagonale. Ces minima sont les intersections des rangs et de la diagonale. La principale difficulté, liée à la présence de trous dans la végétation des rangs, est écartée grâce à la connaissance de la distance moyenne inter rang, fournie par l'estimation dans le domaine spectral [1].

2.3 Convergence du réseau

L'évolution du réseau de segments se fonde sur la minimisation de la fonction d'énergie E par un algorithme de descente du gradient :

$$\mathbf{V}_{k+1} = \mathbf{V}_k - \Gamma \cdot \vec{\nabla} E, \quad (2)$$

où $\mathbf{V}_k = (\theta_k, x_k)^T$ est le vecteur d'état des paramètres du contour à l'étape k (Fig. 5). ∇E est le gradient de E . Γ est une matrice diagonale de gain [1]. Elle contrôle la vitesse de convergence de l'algorithme en attribuant un coefficient différent (respectivement γ et λ) aux variables x_i et θ_i .

2.3.1 Formulation des énergies

L'énergie E est la somme des énergies internes et externes pondérées par μ .

Les rangs se caractérisent par une faible intensité, l'énergie externe s'écrit :

$$E_{ext} = \frac{1}{\sigma} \sum_{i=0}^n \frac{1}{L_i} \int_{S_i} I(s) ds, \quad (3)$$

où s est la coordonnée curviligne le long de S_i , L_i la longueur de S_i . σ^2 est la variance de l'intensité sur l'image. Le coefficient $1/\sigma$ permet la normalisation de l'énergie en tenant compte du contraste global de l'image. Les coefficients $1/L_i$ permettent de pondérer de façon identique la part de chaque segment dans l'énergie E_{ext} , indépendamment de leur longueur.

L'énergie interne est la somme de deux termes E_x et E_θ . Le rôle de E_x est de maintenir un espacement aussi régulier que possible entre les rangs :

$$E_x = \sum_{i=0}^{N-1} (\Delta x_i - \Delta x_m)^2, \quad (4)$$

où

$$\Delta x_i = |x_{i+1} - x_i| \quad \text{et} \quad \Delta x_m = \frac{1}{N} |x_N - x_0|, \quad (5)$$

avec x_i , la coordonnée de l'intersection du $i^{\text{ème}}$ segment avec la diagonale. L'énergie est minimale lorsque les espacements sont réguliers c'est à dire lorsque les Δx_i sont tous identiques (voir Fig. 5).

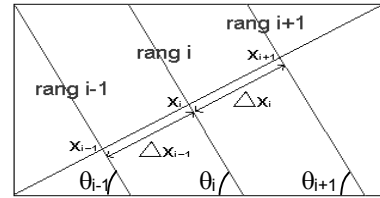


FIG. 5 : espacement des rangs sur la diagonale.

L'énergie E_θ tient compte des différences d'orientation entre segments successifs. Son rôle est de maintenir un angle constant entre segments et de permettre une dérive régulière de l'orientation au sein d'une parcelle :

$$E_\theta = \sum_{i=0}^{N-1} (\Delta \theta_i - \Delta \theta_m)^2, \quad (6)$$

$$\Delta \theta_i = |\theta_{i+1} - \theta_i| \bmod \pi \quad \text{et} \quad \Delta \theta_m = \frac{1}{N} |\theta_n - \theta_0|. \quad (7)$$

Finalement, on obtient :

$$E_{int} = \alpha E_x + (1 - \alpha) E_\theta, \quad (8)$$

où $\alpha \in [0,1]$ est un paramètre de pondération.

Notons que ces formulations tiennent compte des éventuels effets de perspective inhérents à la prise d'image. Cependant, quand il n'y a aucune distorsion, c'est à dire quand il n'y a pas de dérive de l'orientation ni de l'espacement, $\Delta \theta_m$ et Δx_m

ont pour espérance 0. Dans ce cas, E_{int} a pour effet de rendre les segments parallèles avec un écartement constant, ce qui correspond au comportement attendu.

2.3.2 Choix des paramètres

Le choix des paramètres α , μ et des coefficients γ , λ de la matrice de gain Γ est déterminant pour assurer la convergence du réseau vers une solution convenable. Les règles de choix de ces paramètres sont exposées dans [1].

3. Résultats/Discussion

Dans [1], la méthode a été expérimentée sur une large variété d'images de parcelles viticoles à des définitions variées. Un exemple est donné Fig. 6. Les lignes obtenues suivent avec une grande précision les rangs de vigne. Des tests ont également été réalisés sur des images faisant apparaître des lignes légèrement divergentes. Dans ce cas également, les résultats obtenus restent corrects.

Notons que l'algorithme converge rapidement, car les paramètres d'initialisation obtenus dans le domaine de Fourier permettent d'obtenir un réseau de lignes assez proches des rangs réels.

Notre approche fait l'objet d'une application à l'estimation de la vigueur du vignoble. L'indicateur de vigueur est calculé le long du rang détecté. Le résultat est ensuite diffusé, à l'aide d'un algorithme de "Fast marching", à l'intérieur des zones inter rang, afin d'obtenir une cartographie exploitable de la vigueur de la parcelle. Cette application est décrite dans [2].

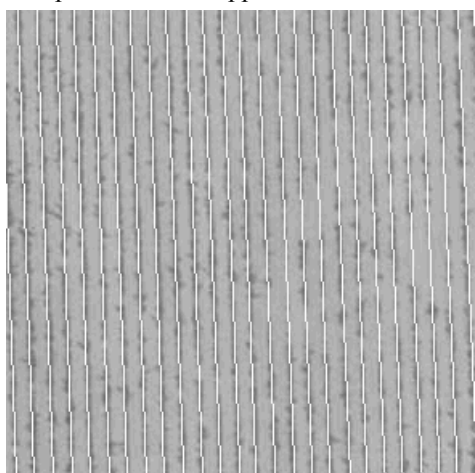


FIG. 6 : Rangs détectés sur l'image de la Fig. 4.

4. Conclusion

Nous avons proposé un algorithme de détection des rangs dans les cultures. Notre approche s'appuie sur un réseau actif de lignes quasi-parallèles dont l'objectif est de se « caler » sur les rangs. L'algorithme procède en deux temps: une première étape d'initialisation fondée sur les propriétés spectrales de l'image, suivie d'une descente de gradient assurant la minimisation d'un critère énergétique. La formulation du critère met en jeu une énergie interne, reflétant les contraintes géométriques du réseau, et une énergie externe, qui rend compte de l'interaction entre le

réseau et l'image. Les deux étapes permettent d'obtenir une convergence rapide vers une solution précise. Appliquée à des images de télédétection haute résolution sur des parcelles de vigne, notre approche s'est avérée précise et robuste. Elle devra être complétée par un algorithme de segmentation de parcelles et par un estimateur de la vigueur de la végétation le long de chaque rang afin de permettre le calcul de cartes de vigueur intra parcellaire.

Références

- [1] W. Bobillet. *Application des modèles déformables au suivi de rangs de vignes sur des images de télédétection haute résolution*. Rapport interne ENSEIRB, Bordeaux, 2002.
<http://www.enitab.fr/people/christian.germain/bobillet2002.pdf>
- [2] W. Bobillet, J.P. Da Costa¹, C. Germain, O. Laviolle, G. Grenier. *Row detection in high resolution remote sensing images of vine fields*. ECPA-2003, Berlin, Allemagne, 2003.
- [3] T. Hague, N.D. Tillet. *A bandpass filter-based approach to crop row location and tracking*. *Mechatronics*, vol. 11, pp. 1-12, 2001.
- [4] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos. *Snakes: Active Contour Models*. *International Journal of Computer Vision*, n°4, pp. 321-331, January 1988.
- [5] R. Keicher, H. Seufert. *Automatic guidance for agricultural vehicles in Europe*. *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 25, pp. 169-194, 2000.
- [6] O. Laviolle, X. Molines. *Réseau de contours actif et systèmes particuliers ; application au redressement de textes incurvés*. GRETSI'01, Toulouse, France, 2001.
- [7] O. Laviolle, X. Molines, F. Angella, P. Baylou. *Active Contours Network to Straighten Distorted Text Lines*. *IEEE International Conference on Image Processing 2001*, vol. 1, pp. 748-751.
- [8] A.-G. Manh, G. Rabatel, L. Assemat, M.-J. Aldon. *Weed leaf image segmentation by deformable templates*. *Journal of Agricultural Engineering Research*, vol. 80, n°2, pp. 139-146, 2001.
- [9] J.A. Marchant. *Tracking of row structure in three crops using image analysis*. *Computer and Electronics in Agriculture*, vol. 15, pp. 161-179, 1996.
- [10] H.T. Søgaard, H.J. Olsen. *Determination of crop rows by image analysis without segmentation*. *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 38, pages 141-158, 2003.

Remerciements

Nous remercions les responsables des châteaux *Palmer*, *Grand Baril* et *Luchey-Halde*, le laboratoire d'*Eco-physiologie de la Vigne*, *ENITA-INRA*, et Olivier Schemel pour les mesures de terrain et la prise d'images.

Ce projet est cofinancé par le *Centre Interprofessionnel des Vins de Bordeaux* et par le *Conseil Régional d'Aquitaine*.