



Segmentation Texturale Originale Appliquée au Guidage Visuel d'un Robot d'Entretien d'Espaces Naturels.

M. DERRAS et M. BERDUCAT
CEMAGREF de Clermont-Ferrand
Domaine des Palaquins - Montoldre
03150 Varennes sur Allier, France
Tél.: 70 45 03 12
Téléfax : 70 45 19 46

P. BONTON, J. GALLICE et R. CANALS
Université Blaise Pascal Clermont-Ferrand
U.F.R. de Recherche Scientifique et Technique
Laboratoire d'Electronique U.R.A. 830 du C.N.R.S.
Les Cézeaux, 24 Avenue des Landais
63177 Aubière cedex, France
Tél.: 73 40 72 63, Téléfax : 73 40 72 62

RÉSUMÉ

Dans cet article, nous présentons une segmentation originale en régions basée sur une modélisation markovienne non supervisée d'un ensemble de sites. Chaque site (représentant une région élémentaire de 16.16 pixels) est caractérisé par deux paramètres de texture, déduits de matrices de cooccurrences, et deux paramètres de luminance déduits d'histogrammes locaux normalisés. L'application réalisée montre la robustesse d'un algorithme de segmentation par l'analyse de la texture fauchée/non fauchée d'espaces naturels. Nous obtenons ainsi une limite optimum de séparation des deux zones qui sera la primitive de base permettant d'assurer l'asservissement visuel d'un robot de fauche. Les résultats fournis présentent des échantillons d'une large campagne de mesures réalisées sur le terrain pour divers couverts végétaux, capteurs d'images, conditions météorologiques, etc...

ABSTRACT

In this article we present an original region segmentation based upon a Markovian modeling of a set of sites (representing a 16.16 pixels elementary region). Each site is characterized by two texture parameters, deduced from co-occurrence matrices and two luminance parameters obtained from normalized local histograms. The application realized demonstrates the strength of a segmentation algorithm by using texture analysis of mowed/unmowed natural zones. An optimum splitting limit of the two zones have been obtained which is going to become the basic primitive in order to hook up a mower robot. Lots of results which are layed out represent samples of a large land campaign of measures under various meteorological conditions, for varied grass covers, image captors, etc...

I-INTRODUCTION

L'une des principales raisons qui ont conduit à la conception d'un système d'aide à la conduite est la sécurité, les tondeuses provoquant chaque année un grand nombre d'accidents. Pour réduire ces dangers, l'une des possibilités consiste à étudier les divers aspects de l'automatisation des travaux de fauche. L'un des problèmes majeurs consiste alors à capter puis à traiter une information à partir de laquelle un engin peut être asservi.

Dans notre cas cette information est une image (milieu extérieur) à partir de laquelle est réalisée une analyse de données texture et niveaux de gris cumulées pour aboutir à une segmentation en régions homogènes. Cette "découpe" de l'image est alors utilisée pour indiquer la position calculée de la limite de fauche dans l'image. Des études préliminaires concernant la réflectance des surfaces naturelles et les techniques de seuillage ont influencé le choix de deux types de descripteurs d'image que nous présentons succinctement dans le premier paragraphe. Le premier type nous est proposé par Haralick [13] sous la forme de matrices de cooccurrences (statistiques du 2^{ème} ordre) dont nous pouvons déduire quatorze paramètres de texture. Suite à des essais sur différentes images de surfaces naturelles, seuls deux paramètres ont été retenus pour leur robustesse et leur pouvoir discriminant. Il s'agit des facteurs d'homogénéité et d'entropie. Le deuxième type est basé sur le calcul d'histogrammes de niveaux de gris, dont deux coefficients sont extraits, le moment d'ordre 2 et la valeur du mode.

Le deuxième paragraphe est consacré au développement d'une méthode de segmentation d'image en régions homogènes, Zucker [24] et Monga [18] ayant défini, à ce sujet, des critères dans le but d'obtenir un résultat optimal. Parmi les nombreuses méthodes d'analyse de données [1], [9], [15], [17], [19] et [20] la plupart nécessite, à divers niveaux, un choix a priori incompatible avec notre application (nombre de classes d'éléments, seuil de comparaison). Il serait, par exemple, impossible de constituer une base de données représentative de tous les types d'herbe (âge, hauteur, taux de couverture) et de conditions météorologiques. L'approche a donc consisté à s'orienter vers des méthodes de segmentation non supervisées. Une des solutions à ce problème est celle apportée par la modélisation par champs de Markov

[2], [6]. Le type de segmentation utilisé présente l'intérêt d'être bien adapté au traitement de séquences d'images, c'est-à-dire que les résultats de traitement sont reportés d'une image sur la suivante, ce qui est essentiel lorsque l'on veut atteindre, à terme, un objectif "temps réel". Après un rappel succinct sur les données et l'outil de segmentation utilisés, nous développons notre propre apport concernant la formalisation de notre problème.

Quelques résultats sont aussi présentés dans un troisième paragraphe, ainsi que les temps de calculs obtenus. Le résultat de la segmentation en régions d'apparences similaires dans l'image est ensuite utilisé dans une dernière étape qui consiste à mettre en équation la limite de fauche.

II-DESCRIPTEURS DE L'IMAGE

Une étude préliminaire [10] a permis, à partir d'une recherche bibliographique sur les propriétés physiques de réflectance des couverts végétaux, de dégager les zones du spectre électromagnétique les plus intéressantes pour notre application. Un capteur adapté à ce problème a alors été défini (filtres optiques particuliers, objectif motorisé) afin de permettre la réalisation d'une campagne importante de mesures terrain (séquences d'images avec variations de conditions météorologiques, ensoleillement, couverts végétaux épars ou réguliers, etc...). Ces mesures ont ensuite permis de déterminer quatre descripteurs d'images.

II.1-Texture et matrices de cooccurrences

Parmi les nombreuses méthodes d'analyse de la texture d'une image, les matrices de cooccurrence occupent une place importante (voir travaux en [7], [13], [14], [16], [23]). Cette méthode part de l'hypothèse que toute l'information texturale est contenue dans une matrice qui retranscrit la distribution spatiale des variations de niveaux de gris entre pixels voisins. Ces matrices sont, en fait, le reflet des relations qui existent entre les pixels d'une région, formant à leur tour des primitives de niveaux de gris possédant des caractéristiques particulières accessibles par la définition de paramètres de texture.

Haralick définit quatorze facteurs obtenus à partir de la matrice de cooccurrence dont les détails de calcul sont donnés en [13]. Quatre de

ces paramètres ont été mis en oeuvre afin de mesurer leur efficacité : le contraste, l'inertie, l'homogénéité et l'entropie. Parmi ces caractéristiques, il a paru judicieux de remplacer le contraste et l'inertie (traduisant plus spécifiquement des effets de variations de niveaux de gris), par des critères issus d'histogrammes de régions pour réduire les temps de calculs. Par conséquent, seuls deux critères ont été retenus : le coefficient d'homogénéité qui nous donne une idée de l'état de surface de la zone étudiée et l'entropie qui reflète une notion d'ordre. Dans l'application, ces différentes valeurs sont calculées sur des zones élémentaires de l'image de taille 16.16 pixels

II.2-Niveaux de gris et histogrammes de régions

Pour mettre à profit les propriétés de réflectance des surfaces naturelles, deux paramètres issus d'histogramme de régions élémentaires 16.16 pixels ont été définis. Tout d'abord, la valeur maximale d'histogramme (valeur du mode) traduit la nuance de gris prédominante dans le texel. Ensuite, le moment d'ordre 2 rend compte de l'amplitude de cette prédominance. Une mesure à la fois qualitative et quantitative des niveaux de gris est ainsi réalisée avec ces deux critères. Ces deux paramètres, ainsi que les deux précédents, introduits dans un processus de relaxation sont utilisés pour réaliser la segmentation de l'image en régions.

Il est clair que l'augmentation du nombre de descripteurs, qu'un choix différent de la taille d'un site ou de la nature des paramètres ne modifie en rien la théorie qui va suivre sauf en ce qui concerne les temps de calculs. Nous étudierons cette dernière sur l'exemple de la surface qui correspond à notre application robotique.

III SEGMENTATION DE L'IMAGE

Le but est d'obtenir des régions homogènes de surfaces naturelles au sens de la texture. Néanmoins, deux contraintes doivent être prises en considération. Tout d'abord, un pré-traitement de l'image n'est pas envisageable en raison de l'augmentation des temps de calculs que cela entraînerait. Ensuite, aucune information sur les types de texture ou le nombre éventuel de régions dans l'image ne peut être introduite dans le processus. Ceci est dû au fait que l'algorithme doit se montrer auto-adaptatif face aux variations des conditions extérieures.

III.1 Solution apportée par la théorie des champs de Markov

Toute la difficulté consiste à segmenter l'image (étiquetage de régions distinctes) à partir de la seule connaissance de ses divers descripteurs [8], [11]. Traduit sous forme mathématique, le problème consiste à maximiser la probabilité a posteriori $P(X/Y)$, c'est à dire la probabilité de l'objet cherché conditionnellement aux mesures effectuées [5]. Ici X est le résultat de la segmentation (champ des étiquettes) et Y l'ensemble des descripteurs de l'image.

En appliquant le théorème de Bayes, cette probabilité a posteriori peut s'exprimer sous la forme :

$$P(X/Y) = \frac{P(X).P(Y/X)}{P(Y)} \quad (3)$$

Avec $P(X)$ la probabilité a priori du champ des étiquettes, $P(Y/X)$ la probabilité conditionnelle de la mesure par rapport à l'une des segmentations possibles du champ des étiquettes. Cette dernière décrit les relations statistiques existant entre observations et étiquettes. Enfin $P(Y)$ est la probabilité d'avoir une observation. Elle peut facilement être abandonnée car elle ne dépend pas de X [3].

L'image se présente donc sous la forme d'un champ de données (quatre paramètres par région élémentaire 16.16 pixels) qu'il faut chercher à modéliser par un champ d'étiquettes qui, à terme, sera la segmentation de l'image. En s'appuyant sur la théorie des champs de Markov, les effets de chaque élément de la grille représentant l'image sont limités à une interaction locale entre sites voisins. Il est ensuite nécessaire d'exprimer cette première équation de Bayes sous une autre forme plus adaptée à la programmation. Pour cela, le théorème de Hammersley-Clifford permet de faire intervenir les distributions de Gibbs qui s'expriment de la manière suivante :

$$P(X = \omega) = \left(\frac{1}{Z} \right) \cdot \exp \{ -U(\omega) \} \quad \omega \in \Omega \quad (4)$$

Ici Z est une constante de normalisation et $U(\omega)$ la fonction d'énergie. Cette distribution décrit l'équilibre de notre système dépendant de l'état ω , qui est un état particulier du système, pris dans

l'ensemble Ω des états possibles. Par conséquent, en utilisant les logarithmes népériens de $P(X/Y)$ et $P(X)$, chacun des termes de l'équation (3) peut s'exprimer sous la forme d'une distribution de Gibbs :

$$U(X/Y) = U(X) + U(Y/X) \quad (5)$$

L'objectif consiste à réaliser le calcul des deux termes de la fonction pour minimiser l'énergie $U(X/Y)$ sachant que $U(X)$ représente les contraintes liées au champ des étiquettes (information a priori) et que $U(Y/X)$ est la fonction d'énergie reflétant les relations statistiques "observations-étiquettes".

III.2 Développement de la segmentation

La mise en oeuvre de la méthode de segmentation de l'image utilisant la modélisation markovienne est inspirée de l'algorithme de relaxation déterministe I.C.M. (Iterated Conditional Mode) [2]. En chaque site, la fonction d'énergie est calculée pour chaque étiquette présente dans son voisinage, et l'étiquette retenue est celle présentant la fonction d'énergie minimale.

Les deux termes de la fonction d'énergie a posteriori $U(X/Y)$ sont donnés dans la pratique par l'énergie a priori et par l'énergie reflétant les relations statistiques entre observations et étiquettes. L'originalité de notre algorithme vient du calcul particulier de ces deux énergies.

III.2.1 Energie a priori

$U(X)$ est une fonction dite de "pénalité" ou a priori. En considérant le voisinage d'un site étudié, il est alors possible de définir une fonction qui permet de prendre en considération l'étiquette de ce dernier :

$$U(X) = \exp - \left\{ A \cdot \left(\sum_{s \in V_s} V_c(e_s) \right) \right\} \quad (6)$$

$$f(e_s) = \sum_{s \in V_s} V_c(e_s)$$

V_s est le voisinage du site étudié, A un facteur de pondération et V_c le potentiel affecté au site e_s . Sur un huit voisinage, si A est égal à 1 et le potentiel de chaque site est identique et égal à 1, alors $f(e_s)$ représente simplement la somme du nombre d'étiquette pour chaque région présente autour du site étudié.

Pour calculer la valeur de la fonction d'énergie a priori $U(X)$, une loi de type $(1/x)$ a tout d'abord été utilisée et a immédiatement conduit à des segmentations très probantes. Néanmoins, le problème d'une telle loi résidait dans l'existence d'une asymptote en 0 qui faisait tendre la fonction vers l'infini. Par conséquent, la forme donnée par cette première loi a été conservée tout en éliminant l'asymptote problématique par une fonction de pénalité du type $\exp(-x)$.

III.2.2 Energie reflétant les relations "observations-étiquettes".

Il est, ici, question de définir la distance existant entre un site et une référence générale dans l'image (par exemple le prototype d'une région), qui se présentent tous deux sous la forme de vecteurs de données de dimensions identiques. Pour cela $U(Y/X)$, énergie d'interaction représentée par la distance du CHI-2 [17] entre vecteurs sites et régions (décrits par quatre paramètres) est définie. Dans la pratique, les différents termes de la fonction du CHI-2 seront obtenus par :

- 1) $K_d = \sum_{j=1}^n K_{d_j}$, 2) $K_s = \sum_{i=1}^p K_{i_s}$, 3) $K = \sum_j \sum_i K_{ij}$
- 1 --> somme par descripteur, d appartient à $\{1, \dots, 4\}$,
- 2 --> somme par site, s appartient à $\{1, \dots, 1024\}$,
- 3 --> somme de la totalité des données, $n=1024$ et $p=4$.

Ici n est le nombre de sites (1024, correspond également au nombre de vecteurs de données), p le nombre de descripteurs (ici 4) et K_{ij} un élément de la matrice représentant la totalité des données K_{np} (1024 sites, chacun décrit par quatre paramètres). La distance entre deux vecteurs m et m' est alors donnée par :

$$d^2(m, m') = \sum_{i=1}^p \left(\frac{K}{K_d} \right) \cdot \left(\frac{K_{im} - K_{im'}}{K_s - K_{s'}} \right)^2 \quad (7)$$



III.2.3 - Résultats expérimentaux

Pour pouvoir évaluer les performances de cette segmentation, des images de synthèses représentant des disques de luminosité variable et bruitée ont été utilisées (de plus amples détails concernant ces images, leur génération ainsi que leur utilisation peuvent être trouvées dans [4][21]). Un exemple est donné par les images n°1 et 2.

Rappelons que la segmentation est réalisée sur la base d'informations de niveaux de gris cumulées avec des données texture. C'est la raison pour laquelle nous obtenons des cercles concentriques (image n°2). En comparant le résultat de segmentation avec l'image originale (n°1) la segmentation peut être considérée comme "correcte" au sens visuel du terme.

IV-RECHERCHE DE LA LIMITE DE FAUCHE

Le processus qui va être décrit se compose de quatre grande étapes et permet d'appliquer ce que nous venons d'exposer à la recherche d'une interface fauchée/non fauchée afin d'asservir un robot mobile de tonte.

IV.1- Description du processus

La première étape correspondant à l'initialisation du processus démarre sans aucune connaissance sur la texture présente dans l'image. Par conséquent, nous formons l'hypothèse qu'au départ l'image est constituée d'une seule région. Le champ des étiquettes est donc initialisé à 0 et un premier découpage est réalisé à partir de la comparaison de l'énergie locale de chaque site avec la valeur de l'énergie globale moyenne calculée sur la totalité de l'image. Pour cela, nous utilisons un vecteur prototype $P_I(H_I, E_I, M_I, Mo_I)$ dont les composantes sont les moyennes de chaque descripteur pour la totalité de l'image :

$$U_I \left(\frac{X}{Y} \right) = \left(\frac{1}{N} \right) \cdot \sum_{i=1}^{32} \sum_{j=1}^{32} \left\{ U_{ijP_I} \left(\frac{Y}{X} \right) + U_{ij} (X) \right\} \quad (8)$$

H_I, E_I, M_I, Mo_I sont respectivement les moyennes des valeurs d'homogénéité, d'entropie, des valeurs maximales d'histogrammes de région et des moments d'ordre 2 de ces mêmes histogrammes et P_I le prototype initial. $U_{ijP_I}(Y/X)$ est la distance du site ij au prototype P_I . $U_{ij}(X)$ la fonction de pénalité du site ij , N le nombre de sites définis sur l'image (ici 1024) et $U_I(X/Y)$ l'énergie globale moyenne de l'image.

A l'issue de l'initialisation, la segmentation donne une seule région dans le cas d'une image homogène, deux régions dans les autres cas. La seconde étape sert, tout particulièrement, à supprimer les régions très petites (bruit) et à redistribuer les étiquettes de façon plus régulière. Les fonctions d'énergie relatives aux différentes étiquettes sont calculées et l'état de chaque site étudié est alors modifié en fonction de la région fournissant la valeur d'énergie la plus faible. Cette phase est itérée au cours de plusieurs balayages de l'image jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changement d'étiquettes.

Les troisième et quatrième étapes sont, en fait, des généralisations des deux premières à l'ensemble des régions détectées. L'objectif consiste à discerner la présence d'éventuelles nouvelles régions à l'intérieur de celles définies lors des étapes précédentes (des discontinuités dans ces zones sont recherchées). Comme lors de la première étape, les éléments de calcul sont les énergies globales moyennes de chaque région ainsi que les prototypes qui leur sont liés. Le processus s'arrête lorsque le nombre de régions détectées ne change plus (idem potence au sens du nombre de régions). Un exemple de segmentation est donné par l'image n°3.

IV.2- Séquence d'images

Dans le cadre d'une utilisation en "dynamique" (séquence d'images) la théorie des champs de Markov constitue un outil très approprié. L'idée consiste à réutiliser, comme information a priori, le champ des étiquettes issu de la segmentation d'une image pour traiter l'image suivante. Ceci a pour principal objectif de limiter les temps de calcul à une simple réactualisation du champ des étiquettes.

Dans l'approche présentée ici, seule la première image de notre séquence est traitée entièrement (phase d'initialisation). Ensuite, toujours dans le but d'obtenir un gain supplémentaire en temps de calcul, la segmentation est localisée sur une zone d'intérêt (moitié de

l'image) suffisante pour assurer le guidage futur de l'entretien. Les images 4 et 5 illustrent ce propos.

Sur ces images, il est possible de constater un positionnement très correct de la limite de fauche lors du déplacement de l'engin de fauche. Le fait d'utiliser la segmentation de l'image précédente comme information a priori limite les possibilités d'erreurs sur la détection de cette limite, car les changements entre deux images successives sont considérés comme très faibles. Le flou des images choisies montre les difficultés rencontrées en milieu extérieur où il est impossible de contrôler la luminosité, les vibrations de l'engin, le type de couverture de végétation etc...

V - CONCLUSION

Cet article, cherche à montrer le potentiel important offert par l'analyse markovienne d'une image et surtout son adaptabilité, le problème étant la diversité des images acquises dans des conditions très différentes. La méthode proposée a donné des résultats satisfaisants par rapport aux techniques utilisant des seuils de comparaisons. De plus, la disponibilité d'une information a priori dans cette méthode permet également de répondre, pour partie, aux impératifs temps réel. Il faut également noter que cette approche peut être étendue à de nombreux types de travaux et de végétations (moissons par exemple).

Les aspects de rapidité permettent d'aborder les problèmes cruciaux posés par les temps de calculs engendrés par cet algorithme. A l'heure actuelle, le programme fonctionne dans un environnement de type UNIX, sur une station SUN Sparc 1E et la programmation est faite en C de manière séquentielle. Les temps moyens de calculs par image sont de l'ordre de 500 ms et comprennent l'extraction des données texture et niveaux de gris, la segmentation de l'image et un module d'analyse des résultats.

Par conséquent, il va falloir tout d'abord implanter l'algorithme sur une première cible équipée d'un noyau temps réel et de cartes CPU puissantes, afin de tester la portabilité de notre application et les performances purement séquentielles d'une telle cible. Ensuite, il sera nécessaire d'étudier les possibilités de parallélisation de l'algorithme afin d'atteindre un temps de traitement de l'ordre de 200 ms par image. Une autre partie de ce travail est également à l'étude et concerne plus particulièrement les aspects d'asservissement de la machine en utilisant l'information visuelle, domaine qui relève de la "commande référencée vision". En effet, le problème consiste à utiliser la limite de fauche détectée dans une image (2D) pour contrôler les mouvements de la machine.



Image n° 1 : image originale de disques.

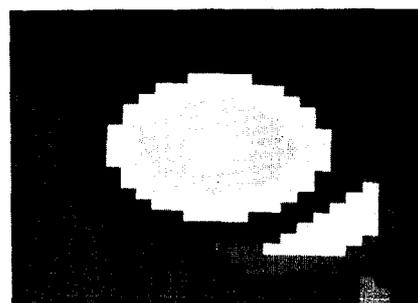
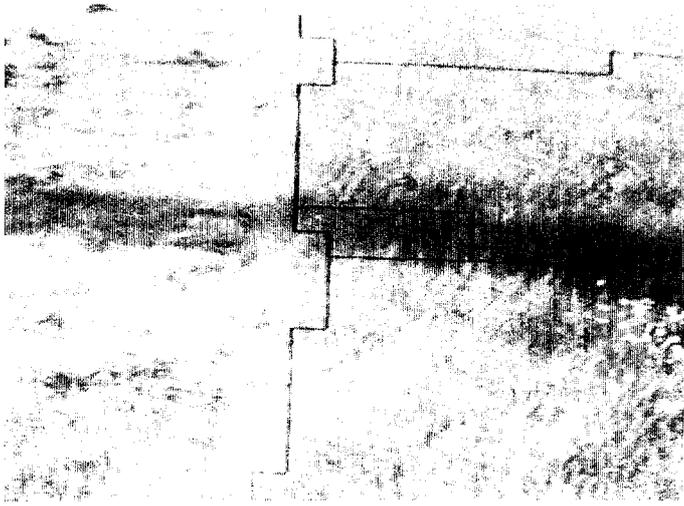
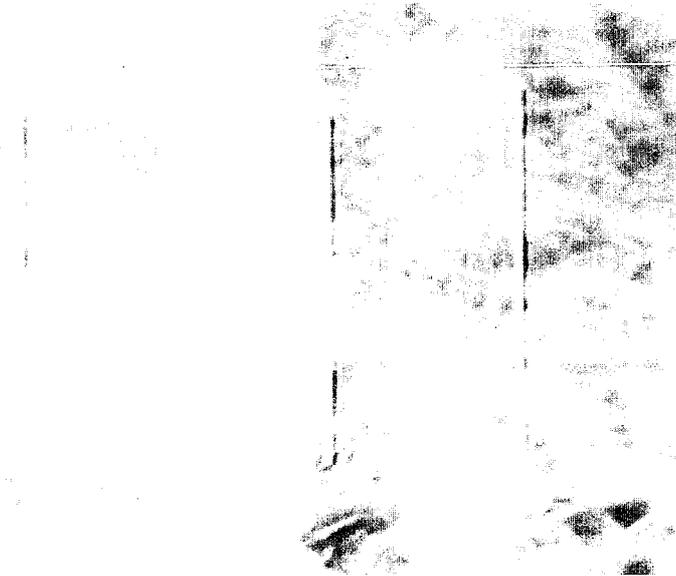


Image n° 2 : résultat de segmentation de l'image n°1



Photographie n°3 : résultat de la segmentation d'une zone fauchée-non fauchée. Une ombre est présente dans l'image et ne perturbe pas la segmentation.



Photographie n°4 : première image de la séquence (n°1).



Photographie n°5 : segmentation de la zone d'intérêt de l'image suivante (n°2).

BIBLIOGRAPHIE

[1] - S.C. Ahalt, A.K. Krishnamurthy, P. Chen, D.E. Melton, "Competitive learning algorithm for vector quantization", Neural

- Networks, vol. 3, 1990, pp 277-290.
- [2] - M. Bernard, M. Sigelle, "Champs de Gibbs et Champs markoviens", Telecom Paris, Département Images, Groupe Image, mai 1990.
- [3] - M. Berthod, G. Giraudon and J.P. Stromboni, "Deterministic pseudo-annealing : optimization in Markov random fields. An application to pixel classification", Proceedings of the ECCV'92, second european conference on computer vision, Santa Margherita Ligure, Italy, (ed.) G. Sandini, may 1992, pp 67-71.
- [4] - P. Bouthemy, "Détermination du mouvement apparent sans une séquence d'images. Extraction de primitives locales, structuration intermédiaire, estimation du champ des vitesses", Rapport de Recherche INRIA n°619, unité de recherche de Rennes, février 1987, 33p.
- [5] - R. Canals, P. Bonton, "Segmentation spatio-temporelle : régularisation par champs markoviens", rapport interne au Laboratoire d'Electronique de l'Université Blaise-Pascal, Clermont II, avril 1991, 31 p.
- [6] - Chaur Chin Chen, R.C. Dubes, "Experiments in fitting discrete Markov random fields to texture", CVPR (Computer Vision and Pattern Recognition) 89, San-Diego, juin 1989, pp 248-303.
- [7] - P.C. Chen, T. Pavlidis, "Segmentation by texture using a cooccurrence matrix and a split and merge algorithm", Computer Graphics and Image Processing, vol. 10, 1979, pp 172-182.
- [8] - H. Derin, H. Elliot, "Modeling and segmentation of noisy and textured image using Gibbs random fields", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-9, n°1, january 1987, pp 39-55.
- [9] - M. Derras, M. Berducat et P. Bonton, "Vision guided mower for the upkeep of natural environment", International seminar of the 3rd and 6th technical Sections of the CIGR, Montpellier, septembre 1991, 10 p.
- [10] - M. Derras, "Automatisation de l'entretien des espaces naturels", mémoire en vue de l'obtention du D.E.A. en "électronique et systèmes", septembre 1990, Université Clermont II, 84 p.
- [11] - D. Genam, S. Genam, C. Graffigne, Ping Dong, "Boundary detection by constrained optimization", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, n°7, july 1990, pp 609-628.
- [12] - R.M. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein, "Textural features for image classification", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 3, n°6, 1973, pp 610-621.
- [13] - R.M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture", Proceeding of the IEEE, vol. 67, n°5, may 1979, pp 786-804.
- [14] - C.A. Harlow, M. Trivedi, R.W. Connors, "Use of texture operators in segmentation", Optical Engineering, vol. 25, n°11, novembre 1986, pp 1200-1206.
- [15] - S.L. Horowitz and T. Pavlidis, "Picture segmentation by a directed split and merge procedure", Proc. second international joint conference on Pattern Recognition, 1974, pp 424-433.
- [16] - R. Lumia, R.M. Haralick, O. Zuniga, L. Shapiro, Ting Chuen Pong, Farpeing Wang, "Texture analysis of aerial photographs", Pattern Recognition, vol. 16, n°1, 1983, pp 39-46.
- [17] - L. Lebart, A. Morineau, N. Tabard, "Techniques de la description statistique", Dunod, Paris, 1977, 351 p.
- [18] - O. Monga "Segmentation d'images : où en sommes-nous ?", Rapport de recherche INRIA n°1216, avril 1990, 63 pages.
- [19] - M. Popovic, F. Chantemargue, R. Canals, P. Bonton, "Several approaches to implement the merging step of the split and merge region segmentation", EUROGRAPHICS, Vienne septembre 1991.
- [20] - J.R. Sullins, "Distributed learning of texture classification", Computer Vision, ECCV 90, Antibes 1990, pp 349-358.
- [21] - J. Santillana Rivero and P. Bouthemy, "Region segmentation according to motion-based criteria", Rapport de Recherche INRIA n°629, unité de recherche de Rennes, février 1987, 23p.
- [22] - M.M. Trivedi, C.A. Harlow, R.W. Connors, "Object detection based on gray level cooccurrence", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 28, n°2, 1984, pp 199-219.
- [23] - R. Yokoyama, R.M. Haralick, "Texture synthesis using a growth model", Computer Graphics and Image Processing, vol. 8, n°3, 1978, pp 369-381.
- [24] - S.W. Zucker, "Region growing : childhood and adolescence", Computer graphics and Image processing, n°5, 1976, pp 382-399.