

Segmentation non supervisée d'images de scènes routières. Une approche multi-critère

Unsupervised Segmentation of Road Images. A Multicriteria Approach

par Catherine ROUQUET, Frédéric CHAUSSE, Roland CHAPUIS, Pierre BONTON

Laboratoire des Sciences et Matériaux pour l'Electronique, et d'Automatique
-URA 1793 CNRS- Université B. Pascal F-63177 Aubière Cedex
E-mail : Rouquet@lasmea.univ-bpclermont.fr

résumé et mots clés

Nous présentons ici un algorithme de segmentation en régions pouvant s'appliquer à des problèmes très variés car il ne tient compte d'aucune information a priori sur le type d'images traitées. Il donne de bons résultats aussi bien sur des images possédant des objets homogènes au sens des niveaux de gris que sur des images possédant des régions texturées. C'est un algorithme de type division-fusion. Lors d'une première étape, l'image est découpée en fenêtres, selon une grille. L'algorithme de division travaille alors indépendamment sur chaque fenêtre, et utilise un critère d'homogénéité basé uniquement sur les niveaux de gris. La texture de chacune des régions ainsi obtenues est alors calculée. A chaque région sera associé un vecteur de caractéristiques comprenant des paramètres de luminance, et des paramètres de texture. Les régions ainsi définies jouent alors le rôle de sites élémentaires pour le processus de fusion. Celui-ci est fondé sur la modélisation des champs exploités (champ d'observations et champ d'étiquettes) par des champs de Markov. Nous montrerons les résultats de segmentation obtenus sur divers types d'images.

Segmentation, Région, Texture, Markov.

abstract and key words

This paper presents a region-based segmentation algorithm which can be applied to various problems since it does not require a priori knowledge concerning the kind of processed images. This algorithm, based on a split and merge method, gives reliable results both on homogeneous grey level images and on textured images. First, images are divided into rectangular sectors. The splitting algorithm works independently on each sector, and uses a homogeneity criterion based only on grey levels. The merging is then achieved through assigning labels to each region obtained by the splitting step, using extracted feature measurements. We modeled exploited fields (data field and label field) by Markov Random Fields (MRF), the segmentation is then optimally determined using the Iterated Conditional Modes (ICM). Input data of the merging step are regions obtained by the splitting step and their corresponding features vector. The originality of this algorithm is that texture coefficients are directly computed from these regions. These regions will be elementary sites for the Markov relaxation process. Thus, a region-based segmentation algorithm using texture and grey level is obtained. Results from various images types are presented.

Segmentation, Region, Texture, Markov.

1. introduction

Le problème de guider un véhicule de manière autonome a fait l'objet de nombreuses recherches ces dernières années. Une façon de le résoudre est d'utiliser un système de vision active pour

réaliser un suivi de route, une détection d'obstacles, ou encore une reconnaissance de la scène. Tous ces travaux demandent une même étape initiale : structurer les informations contenues dans les images. C'est la segmentation.

Les images de route sont d'une grande diversité. Elles peuvent néanmoins être classées en deux grandes catégories selon que la route possède ou non un marquage au sol.

La détection et la modélisation des routes avec marquage au sol ont déjà donné des résultats très satisfaisants [CHA91]. Pour ces images, la détection des bords est souvent réalisée en faisant appel à des techniques de convolution. Cela implique une grande discontinuité de la luminance entre la région route et ses régions voisines.

La détection de routes sans marquage au sol pose plus de problèmes : les contrastes ne sont généralement pas assez forts pour employer des algorithmes de détection de contours. Ces images nécessitent donc l'utilisation d'une segmentation en régions. On ne recherche plus des discontinuités, mais au contraire des zones homogènes au sens d'un ou plusieurs critères donnés. Nous nous placerons dans cette problématique et nous caractériserons nos régions par leur luminance et par leur texture.

Plusieurs travaux utilisant la texture existent dans la littérature. Ils se décomposent néanmoins en trois grandes classes :

- La première catégorie d'algorithmes consiste à partitionner l'image originale en plusieurs fenêtres selon une grille. Les paramètres de texture sont alors déterminés sur chacune de ces fenêtres. La résolution finale de la segmentation sera alors celle de la grille initiale [DER91], [HAR73],[LEC91].
- Pour la seconde classe d'algorithmes, les coefficients de texture sont calculés en chaque pixel grâce à une fenêtre glissante. Les temps de calcul sont alors considérables, mais la résolution de la segmentation est de un pixel [KER94] [LIU93].
- Il existe enfin une approche hiérarchique où une segmentation grossière est obtenue dans un premier temps. Elle s'affine ensuite de manière locale au cours des itérations. Une résolution de un pixel est ainsi obtenue avec des temps de calcul situés entre ceux des deux approches précédentes [BOU91], [SPA94], [COH87].

Notre approche utilise une collaboration originale des deux premières méthodes définies précédemment. Elle consiste à réaliser dans un premier temps une division de l'image au sens des niveaux de gris. Cela nous permet d'extraire des régions ayant un sens physique, sur lesquelles nous pouvons déterminer des coefficients de texture. Un processus de fusion est alors engagé. Les résultats de cet algorithme de segmentation présentent la particularité d'être obtenus avec de faibles temps de calcul et de posséder une bonne résolution.

Dans la première partie de ce document, un état de l'art sur la segmentation en régions, l'extraction de caractéristiques de texture et la modélisation markovienne est réalisé.

L'approche proposée est détaillée dans un second temps. L'étape de division est tout d'abord explicitée. Elle est réalisée en utilisant un critère d'homogénéité fondé sur les niveaux de gris. La fusion elle, s'appuie sur une méthode statistique et plus particulièrement, sur une modélisation des champs exploités (champ de données et champ d'étiquettes) par des champs de Markov.

Des résultats expérimentaux sont présentés sur des images de route sans marquage au sol et sur d'autres types de scènes d'intérieur et d'extérieur.

2. état de l'art

2.1. segmentation en régions

Le problème de la segmentation non supervisée d'images reste fondamental dans tout processus d'analyse d'images. Le but de la segmentation est de décomposer l'image en un ensemble de régions, chacune d'entre elles étant homogène au sens d'attributs préalablement définis. Une bonne définition de la segmentation en régions est donnée dans [MONG87]. Dans la littérature, nous pouvons distinguer trois grandes approches de segmentation en régions :

• la division

L'image originale est découpée en régions, elles même redivisées si elles ne sont pas homogènes au sens d'un critère donné, et ainsi de suite. L'algorithme est récursif et se termine lorsque toutes les régions sont homogènes. Nous pouvons citer comme exemple l'algorithme de Olhander [OLH78] qui utilise les pics de l'histogramme de niveaux de gris comme critère de division. Un inconvénient des méthodes de division est qu'elles se basent sur des statistiques globales; Une petite région située à côté d'une grande sera donc rarement restituée [BEV74].

• la fusion

Cette technique consiste à regrouper des régions si elles sont semblables au sens d'un critère d'homogénéité défini antérieurement et, bien sûr, si elles sont connexes. Ici, les régions initiales sont des pixels ou des fenêtres carrées appelées sites élémentaires. Ces fenêtres conduisent à une moins bonne résolution, mais améliorent les temps de calcul. Nous pouvons citer les travaux [MON87], [SHE90], [MAL86] et [HOU91] à titre d'exemples d'algorithme de fusion.

La fusion est très coûteuse en temps de calcul. En effet, elle implique à chaque itération une recherche sur toute l'image des deux régions les plus aptes à fusionner. Des méthodes permettent de réduire les temps de calcul. Elles consistent à réaliser une recherche de minima locaux et à fusionner les régions correspondantes. Malheureusement, la segmentation dépend alors de l'ordre dans lequel la fusion des différentes régions est réalisée [CHA90]. D'autre part, seules des caractéristiques locales sont utilisées pour autoriser ou interdire la fusion de deux régions. Ces méthodes sont donc très sensibles au bruit.

• la division-fusion

La décision de fusionner ou non deux éléments ne peut pas reposer sur les seules caractéristiques locales ou globales [BEV74]. Horowitz et Pavlidis [HOR74] ont regroupé les deux méthodes précédentes pour arriver à la division-fusion : tout d'abord, l'image est divisée en zones homogènes en utilisant des caractéristiques globales, puis certaines de ces régions sont fusionnées grâce à des caractéristiques locales.

Un exemple de ce type de méthode est l'algorithme développé par Beveridge *et al.* [BEV74]. L'image est préalablement découpée en fenêtres rectangulaires. La division est alors appliquée indépendamment à chacune de ces fenêtres en utilisant les pics de leur histogramme de niveaux de gris. Une seule itération est nécessaire pour réaliser la division. La seconde étape (fusion) regroupe les régions suffisamment proches au sens d'un critère appelé "mergescore". Ce critère dépend du niveau de gris des deux régions, de leur taille et de la longueur de leur contour commun.

Chassery [CHA89] utilise une partition initiale de l'image composée de polygones de Voronoï : toutes les régions initiales sont des polygones. Pour la fusion, il utilise ensuite une représentation sous forme de graphe entre ces polygones. Chaudhuri [CHA92] a développé un algorithme de division-fusion où la fusion est réalisée en étudiant la densité de données dans différentes directions.

La division-fusion permet de réduire de façon considérable le coût algorithmique de la segmentation de part la nature même du traitement : beaucoup de régions n'ont pas à être fusionnées puisqu'elles n'ont pas été divisées. Un autre avantage de cette méthode est qu'elle conduit à des algorithmes facilement parallélisables : toute une partie du traitement peut être réalisée de manière locale [CHA90] et peut donc être partagée sur différents processeurs.

Pour toutes les raisons précédemment décrites, nous avons décidé d'utiliser un algorithme de segmentation en régions de type division-fusion.

2.2. textures et utilisation de modèles markoviens

Dans l'optique de réaliser un algorithme de segmentation d'images de route sans marquage au sol, nous utilisons des caractéristiques de niveaux de gris et des caractéristiques de texture pour représenter nos régions. Nous exposons ici différents travaux existants sur l'extraction de paramètres de texture et leur utilisation, ainsi que ceux portant sur l'intégration de ces paramètres dans un processus de relaxation markovienne.

2.2.1. les paramètres de texture

Dans la littérature, de nombreuses méthodes permettent d'extraire des paramètres caractérisant la texture. Elles se décomposent en deux grandes classes : l'approche structurale et l'approche statistique [HAR79].

L'approche structurale consiste à repérer les éléments de base de la texture, ainsi que leurs arrangements. Cette méthode exige donc une texture très régulière, bien qu'une certaine souplesse puisse être apportée [LU78] permettant de rendre les algorithmes moins sensibles au bruit. Néanmoins, cette méthode est beaucoup plus délicate à mettre en oeuvre pour les problèmes de segmentation, que les méthodes statistiques.

L'approche statistique s'applique en particulier aux textures ne possédant pas de primitives élémentaires autres que le pixel. Les statistiques les plus usitées sont les statistiques d'ordre inférieur ou égal à deux. Les statistiques d'ordre un sont calculées à partir des histogrammes de niveaux de gris de la fenêtre étudiée. Elles sont peu discriminantes du fait de l'utilisation des niveaux de gris de manière globale, et de l'absence de considération de voisinage. Les statistiques d'ordre deux sont, quant à elles, beaucoup plus discriminantes. En effet, l'oeil ne peut pas discerner deux textures si leurs caractéristiques de premier et second ordre sont identiques [JUL73]. Il existe néanmoins des contre-exemples sur des textures de synthèse. De nombreux travaux utilisant des caractéristiques de texture existent déjà dans la littérature. Nous pouvons citer Harlow [HAR86] qui utilise des opérateurs de texture pour améliorer la segmentation d'images aériennes. Ohanian [OHA92] étudie quatre types de texture et compare les différents opérateurs de détection de texture qu'il utilise.

Citons également des travaux menés sur une application réelle tels que ceux de Hospital [HOS85] qui utilise la texture pour discriminer les images électriques de puits de forage; ceux de Maleprade [MAL86] qui caractérise des images volcaniques, et ceux de Dupont [DUP94] qui se sert de la texture pour identifier de façon automatique des défauts sur des tôles décapées.

Les travaux de Cohen *et al.* [COH91] ont eux été implantés sur une machine de détection de défauts de tissu.

Nous pouvons enfin citer les travaux de Kanade [KAN79], Van. Gool [VAN83] et Reed [REE93] qui définissent de manière générale les différentes caractéristiques de texture connues à ce jour.

2.2.2. modèles Markoviens

Le problème de réaliser une segmentation d'images texturées est difficile. En effet, il n'existe toujours pas de définition précise de la texture. De nombreux travaux ont néanmoins été réalisés dans ce domaine.

Derin et Elliot [DER87] utilisent les champs de Gibbs pour modéliser et segmenter des images bruitées et texturées. Grafigne [GRA86] réalise des segmentations d'images texturées de manière supervisée, en modélisant la texture par des champs de Markov et en utilisant un algorithme de relaxation de type recuit simulé. Dans [MAN91], un même genre de modélisation de texture est utilisé, par contre un algorithme de relaxation de type ICM (Iterated Conditional Mode) est requis pour la segmentation.

Nous pouvons également citer les travaux de Derras [DER91] et ceux de Kervrann [KER93] où des paramètres statistiques extraits des matrices de cooccurrence caractérisent la texture. Un algorithme ICM est ensuite utilisé. Dans [MOD92] et [KIM94], les champs de Markov sont définis sur des graphes d'adjacence et ce, pour réaliser une interprétation d'images ou une segmentation d'images respectivement. Une autre application des champs de Markov sur des graphes est définie dans [AZE92] afin de réaliser une segmentation non supervisée.

Dans notre algorithme, un graphe d'adjacence est construit avec les régions issues d'une première étape de division. La texture de chacune de ces régions est déterminée à partir de paramètres extraits des matrices de cooccurrence. Les champs de Markov sont alors définis sur le graphe d'adjacence. L'algorithme requis pour la relaxation est de type ICM. Nous détaillerons les raisons de ce choix dans le chapitre 3.1.2, lors de l'approche statistique.

2.2.3. critiques et synthèse

Parmi les différentes approches existantes pour extraire des paramètres de texture, nous avons choisi d'utiliser les matrices de cooccurrence. Celles-ci présentent l'avantage d'être simple à mettre en œuvre et de mener à des paramètres de texture particulièrement discriminants. Nous les calculons dans les directions 0 et 90 degrés, à une distance de un pixel et avec un voisinage de huit pixels (figure 1).

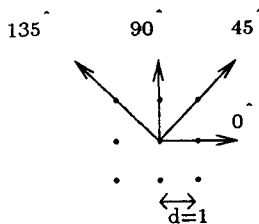


Figure 1. – Définition du voisinage.

Ces matrices, basées sur des statistiques d'ordre deux, s'appuient sur des relations spatiales entre les niveaux de gris. Haralick [HAR73] extrait quatorze caractéristiques de texture de ces matrices. Parmi celles-ci, nous en retenons deux qui sont particulièrement discriminantes dans notre cas, à savoir :

- l'homogénéité :

$$H = \sum_{i=1}^{i=N} \sum_{j=1}^{j=N} \frac{1}{1 + (i - j)^2} P(i, j)$$

- l'énergie :

$$E = \sum_{i=1}^{i=N} \sum_{j=1}^{j=N} P(i, j)^2$$

où les $P(i, j)$ sont les éléments de la matrice. N représente le nombre de niveaux de gris. Plus les variations de niveaux de gris dans l'image sont faibles et plus l'homogénéité (ou moment des différences inverses) sera élevée. Quant à l'énergie, elle est d'autant plus forte que les niveaux de gris sont groupés, et donc qu'il y aura de fortes valeurs dans la matrice de cooccurrence.

Comme nous l'avons vu dans l'introduction, trois approches existent pour réaliser une segmentation au sens de la texture.

- La première approche consiste à découper l'image en fenêtres d'intérêt, selon une grille. Les paramètres de texture sont alors

déterminés indépendamment sur chacune de ces fenêtres. Lors d'une seconde étape, un algorithme de fusion de régions est appliqué, permettant d'obtenir une segmentation en régions. Le gros inconvénient de ce type d'algorithme est que la résolution de la segmentation finale est égale à la taille des fenêtres initiales (généralement 16×16 pixels). L'avantage de cette approche est de présenter des temps de calcul très faibles. A titre d'exemples, nous pouvons citer les travaux [DER91], [HAR73], [LEC91].

- La deuxième catégorie d'algorithmes pallie ce problème de résolution. Les paramètres de texture sont calculés en chaque pixel et ce, en ramenant au pixel central les paramètres calculés sur une fenêtre glissante. Malheureusement, de forts temps de calcul sont ainsi engendrés. Cette méthode est bien définie dans [KER94] et [LIU93].

- Il existe enfin une approche hiérarchique [BOU91], [SPA94], [COH87] permettant d'obtenir une bonne résolution avec de moindres coûts algorithmiques. Ils restent néanmoins relativement importants. D'autre part, la méthode est bien plus difficile à mettre en œuvre que les deux précédentes.

Nous proposons ici une collaboration des deux premières méthodes permettant d'obtenir une résolution relativement fine, avec de faibles temps de calcul. L'algorithme est basé sur le principe division-fusion. Dans un premier temps, l'image est divisée en utilisant un critère basé sur les niveaux de gris. Cela nous permet d'obtenir des régions ayant un sens physique réel (dont les contours correspondent aux contours d'objets de la scène). On se ramène alors à la première classe d'algorithmes répertoriée : nous calculons les paramètres de texture sur les régions issues de la division. Un processus de fusion est alors engagé. Il est basé sur la modélisation du champ de régions (défini à partir d'un graphe d'adjacence entre les régions issues de la division) par un champ de Markov. Afin d'obtenir de faibles coûts de calcul, la relaxation sera réalisée à partir de l'algorithme ICM.

La suite de l'article s'organise comme suit : dans un premier temps, nous présentons la description algorithmique de la division, ainsi que les résultats de celle-ci sur deux images "tests". La seconde partie décrira l'étape de fusion, avec en particulier la relaxation markovienne. Des résultats seront ensuite montrés sur différents types d'images, et en particulier sur les images de notre application.

3. approche proposée

3.1. description algorithmique

Rappelons que l'algorithme proposé ici est fondé sur le principe division-fusion. Nous allons détailler dans les deux paragraphes suivants chacune de ces deux phases.

3.1.1. la division

Introduction

L'algorithme de division que nous décrivons ici est fondé sur l'utilisation des matrices de cooccurrence. De nombreux algorithmes de segmentation sont fondés sur ces matrices. Parkkinen et Oja [PAR86] utilisent comme vecteur de caractéristiques la matrice elle-même et cela, afin d'éviter la perte d'informations due à l'extraction de caractéristiques.

Chen et Pavlidis [CHE79] définissent un algorithme de division-fusion fondé sur un principe hiérarchique. Ils décomposent l'image en fenêtres initiales; chacune de ces fenêtres est redécoupée en quatre, formant ainsi quatre régions "filles". Une région est alors considérée homogène si et seulement si ses quatre régions "filles" sont similaires. Le critère de similarité est fondé sur les matrices de cooccurrence des quatre régions "filles". Dans un second temps, ils utilisent un algorithme de fusion pour supprimer les petites régions.

Haddon et Boyce [HAD90] réalisent une segmentation utilisant les régions et les contours en étudiant la forme des matrices de cooccurrence : un pic sur la diagonale de la matrice est caractéristique d'une région, tandis qu'un pic hors diagonale représente un contour.

Houzelle et Giraudon [HOU91] quant à eux utilisent un algorithme de croissance de régions. Le critère d'homogénéité des régions est fondé sur la forme des matrices de cooccurrence. Nous pouvons également citer les travaux de Elfadel et Picard [ELF94] dans lesquels les matrices de cooccurrence sont redéfinies à partir d'ensembles particuliers : les "aura".

L'algorithme de division

Etudions la forme des matrices de cooccurrence comme l'ont fait Houzelle et Giraudon [HOU91]. Considérons une fenêtre d'intérêt à l'intérieur de laquelle se trouvent trois régions de niveaux de gris uniformes a , b , et c , comme le montre la figure 2.

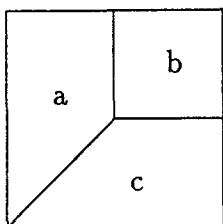


Figure 2. – Fenêtre d'intérêt.

La matrice de cooccurrence de cette fenêtre dans une direction de 0 degré et sa diagonale peuvent être schématisées par la figure 3, où la grosseur des points à l'intérieur de la matrice est proportionnelle au nombre de transitions (niveau de gris - niveau de gris) présentes dans la fenêtre d'intérêt.

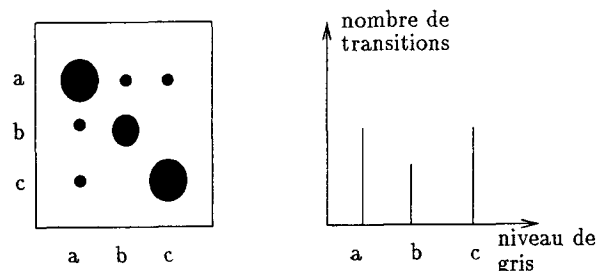


Figure 3. – Matrice de cooccurrence.

Nous constatons qu'à chacune des trois régions de la fenêtre, est attaché un pic de la diagonale de la matrice de cooccurrence. Dans le cas d'une image bruitée, la matrice va être entachée de bruit dû aux pixels ne possédant pas exactement le niveau de gris de la région à laquelle ils sont rattachés. Les pics de la matrice restent néanmoins significatifs dans la plupart des cas. Ils sont en effet bien plus distincts que les pics obtenus par histogrammes locaux et ce, grâce à la considération de statistiques d'ordre deux lors de l'établissement de la matrice.

Cela constitue le principal avantage de cette méthode.

Nous allons donc utiliser les pics de la diagonale des matrices de cooccurrence pour diviser les images en régions homogènes au sens des niveaux de gris. L'algorithme de division que nous proposons ici se décompose en cinq phases :

- Découpage de l'image en fenêtres :

Le découpage est réalisé indépendamment des données et consiste à poser une grille sur l'image. Nous discuterons ultérieurement de la taille des éléments à donner à cette grille.

- Calcul de la matrice de cooccurrence de chaque fenêtre :

Pour chaque fenêtre, nous calculons la diagonale de la matrice de cooccurrence. La matrice est calculée à partir d'une distance de un pixel, d'un voisinage de huit pixels et des orientations de 0 et 90 degrés (figure 1). Puis, afin d'éviter les pics dus au bruit, nous effectuons un lissage de la diagonale en réalisant un moyennage local sur un voisinage de taille L . Ce paramètre L est indépendant du type d'images traitées. Nous l'avons fixé à 3.

- Extraction des classes : Nous allons maintenant extraire les différentes classes de la diagonale. Une classe est définie par un pic de la diagonale de la matrice et ses deux vallées. La sélection des classes consiste donc à rechercher tous les maxima locaux. Une fois ceux-ci déterminés, le minimum local entre deux pics est identifié comme étant une vallée [GON87].

- Etiquetage de l'image :

Nous créons une image d'étiquettes dans laquelle à chaque pixel est donnée l'étiquette de la classe à laquelle il appartient. Deux parties non connexes de la fenêtre auront donc la même étiquette si elles appartiennent à la même classe de niveaux de gris. Il est donc nécessaire d'appliquer sur chaque fenêtre un algorithme d'étiquetage qui donne une étiquette différente à chaque ensemble

de pixels connexes appartenant à la même classe (voir figure 4). Nous appellerons chacun de ces ensembles. Le processus d'étiquetage est alors appliqué de manière indépendante sur chaque fenêtre.

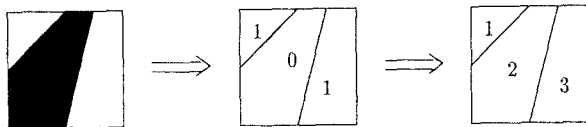


Figure 4. – Etiquetage.

• Suppression des petites régions :

Les petites régions non significatives (dont le nombre de pixels est inférieur à un seuil) sont supprimées en les fusionnant avec la région voisine possédant la moyenne de niveaux de gris la plus proche. Nous déterminerons la valeur du seuil définissant les petites régions dans le paragraphe 3.1.2.

Résultats expérimentaux de la division

Les résultats de la division obtenus sur des images de route sans marquage au sol sont présentés ici. La taille des fenêtres initiales est de 32×32 pixels et nous ne travaillons que sur une trame (d'où des fenêtres de 32×64 pixels sur les images résultats).

Les figures 5 et 6 représentent les images originales sur lesquelles nous avons effectué les traitements, ainsi que le résultat de la division appliquée à ces images, chaque région étant représentée par ses contours. Quand deux régions voisines possèdent des moyennes de niveaux de gris très différentes, leur contour commun est très bien détecté et le résultat de la division suffit à initialiser le processus de fusion. Par contre, lors de la présence de zones texturées, de luminance similaire (bord gauche de la route sur l'image 6b), l'algorithme de division, qui utilise uniquement les niveaux de gris, ne partitionne pas les deux régions. Il est donc

nécessaire d'utiliser des caractéristiques de texture dans l'algorithme de segmentation. Nous avons décidé d'introduire ces caractéristiques uniquement au niveau de la fusion. Nous détaillerons les raisons de ce choix dans le paragraphe suivant.

3.1.2. la fusion

Comme nous l'avons remarqué précédemment (voir figure 6b), il n'est pas suffisant d'utiliser les données niveaux de gris pour segmenter une image (dans le but de retrouver les bords de la route). Nous allons donc inclure des paramètres de texture. Nous définissons les paramètres de texture employés par l'algorithme lors du paragraphe 2.2.1.

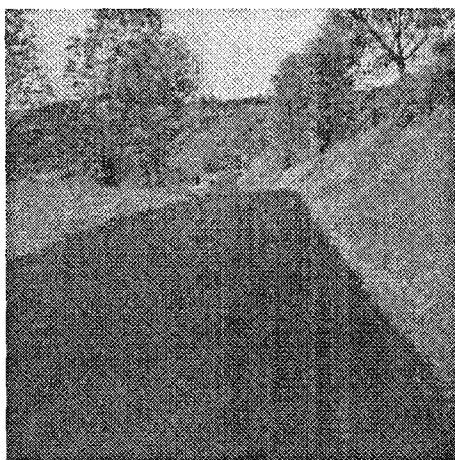
Introduction

Nous utilisons trois composantes pour caractériser les régions issues de la division : une composante représentant l'homogénéité des niveaux de gris, et deux composantes caractérisant la texture. Les régions et leur vecteur de caractéristiques ainsi définis sont modélisés par des champs de Markov. Un processus de relaxation réalise alors de façon optimale la fusion entre ces régions.

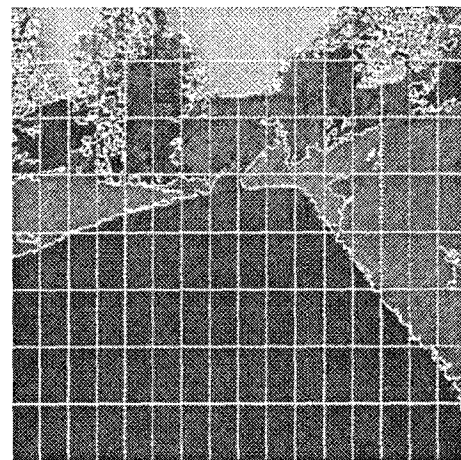
Les données

Une originalité de l'algorithme consiste alors à calculer directement les coefficients de texture sur les régions issues de l'étape de division. Cela nous permet de déterminer les paramètres de texture sur des régions possédant un sens physique et non pas sur des sites découpés selon une grille comme dans [DER1].

Rappelons que la dernière étape du processus de division est la suppression des petites régions, une petite région étant définie par un nombre de pixels inférieur à un seuil. Nous allons fixer ce seuil au nombre minimal de pixels à considérer pour que le calcul de la texture ait un sens. Nous avons fixé ce seuil à cinquante pixels.



a) Image originale



b) Résultat de la division

Figure 5. – Résultats.

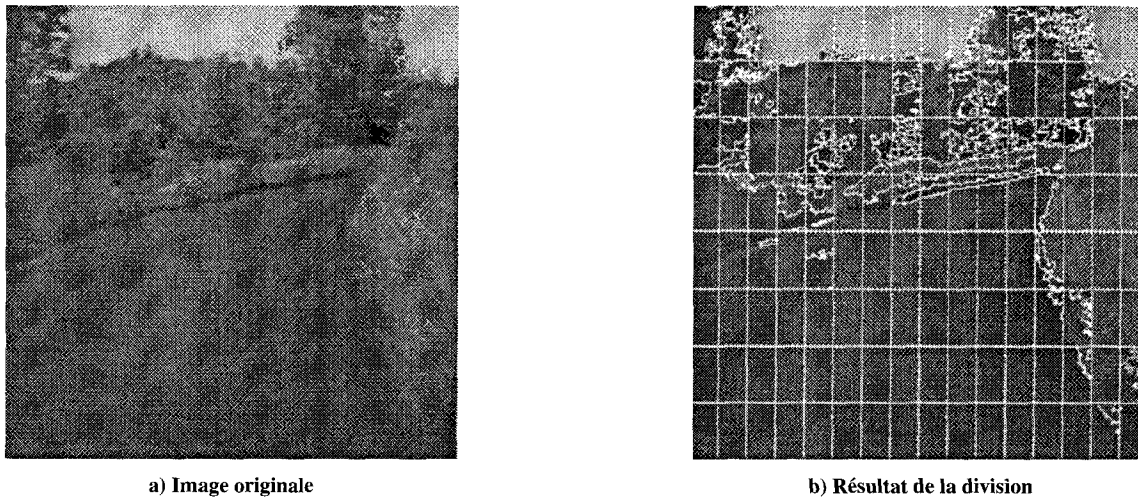


Figure 6. – Résultats.

Il est important de remarquer que la plupart des régions auront un nombre de pixels supérieur à ce seuil. Chaque région issue de la division sera modélisée par un vecteur de caractéristiques formé par trois éléments :

- la moyenne de niveaux de gris de la région;
- l'homogénéité;
- l'énergie.

A l'entrée de l'étape fusion, les données sont modélisées par un graphe d'adjacence (figure 7) où chaque noeud représente une région et son vecteur de caractéristiques.

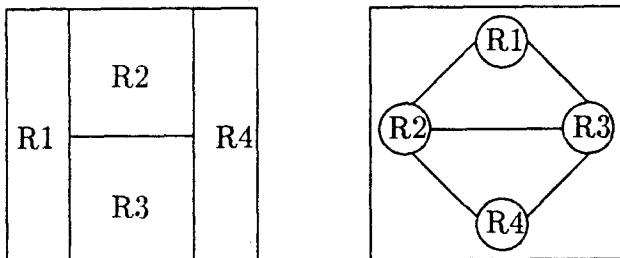


Figure 7. – Graphe d'adjacence.

Approche statistique

Les données de départ en notre possession sont les régions R_i issues de la division et leur vecteur de caractéristiques. Ces régions sont élémentaires, dans le sens où elles ne pourront pas être redivisées; nous les appelons sites élémentaires. Elles forment le champ de données $R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$. Le problème est alors de mettre en correspondance ce champ de données R et un champ d'étiquettes E dans lequel une étiquette représente un ensemble de sites homogènes (de vecteurs de caractéristiques semblables). Pour cela, nous modélisons les champs exploités par des champs markoviens que nous intégrons dans un formalisme bayésien afin d'utiliser des contraintes issues d'informations a priori.

Le problème de segmentation est alors assimilé au problème de minimisation de l'énergie a posteriori $U(E/R)$. Nous ne détaillerons pas ici la théorie des champs de Markov explicitée dans [KIM94], [GEM84], [CHO90] et [AZE87].

Nous avons utilisé pour la relaxation l'algorithme ICM (Iterated Conditional Mode) déjà exploité dans [BES86], [DUB90] et [MAN91]. A chaque visite du site s , l'étiquette correspondant à l'énergie minimale est sélectionnée. Comme l'énergie n'augmente pas à chaque itération, la procédure converge forcément, même si ce n'est généralement pas au minimum global. Nous avons choisi d'utiliser cet algorithme, car il présente des temps de convergence très faibles, au détriment parfois de la convergence vers le minimum global.

Nous modélisons l'énergie a posteriori par :

$$U(E/R) = U(R/E) + U(E)$$

où :

- $U(E)$ est l'énergie a priori relative au champ des étiquettes.
- $U(R/E)$ est l'énergie représentant la vraisemblance de l'observation étant donné un champ d'étiquettes.

– Modélisation des connaissances a priori

Nous définissons un système de voisinage $\mathcal{G} = \{\mathcal{G}_{R_i}, R_i \in R\}$ sur R tel que toutes les régions vérifient :

- $R_i \notin \mathcal{G}_{R_i}$
- $R_i \in \mathcal{G}_{R_j} \iff R_j \in \mathcal{G}_{R_i}$

Dans notre approche, nous dirons que R_i est voisine de R_j si et seulement si les régions R_i et R_j sont connexes au sens de la huit connexité.

Nous aurons donc, pour une région,

$$U(E/R_i) = \min_{e_j \in e_{\mathcal{G}_{R_i}}} [U(R_i/e_j) + U(e_j/e_{\mathcal{G}_{R_i}})]$$

Nous définissons l'énergie a priori par rapport à l'étiquette e_j , connaissant les étiquettes des régions voisines à R_i : $U(e_j/e_{\mathcal{G}_{R_i}})$

de telle sorte qu'elle favorise l'appartenance de deux régions voisines à la même étiquette. La fonction d'énergie s'écrit alors :

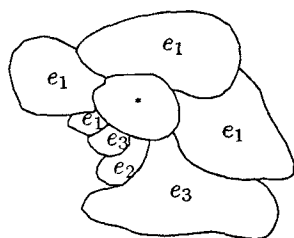
$$U(e_j/e_{\mathcal{G}_{R_i}}) = A \sum_{R_k \in \mathcal{G}_{R_i}} V(e_j, e_{R_k}/\mathcal{G}_{R_i})$$

où :

- V est le potentiel de l'énergie tel que :

$$V(e_j, e_k/\mathcal{G}_{R_i}) = \begin{cases} 0 & \text{si } e_j = e_k \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

- A est un coefficient de pondération. Nous donnons figure 8 un exemple de calcul de potentiel.



$$U(e_j, e_1/e_{\mathcal{G}_{R_i}}) = 3$$

$$U(e_j, e_2/e_{\mathcal{G}_{R_i}}) = 6$$

$$U(e_j, e_3/e_{\mathcal{G}_{R_i}}) = 5$$

Figure 8. – Exemple de potentiel.

– Modélisation du processus de transposition observation-étiquette

Les données en notre possession sont modélisées par un graphe d'adjacence, où chaque nœud représente une région et son vecteur de caractéristiques. Ce vecteur comprend trois éléments :

- la moyenne de niveaux de gris de la région (notée μ).
- l'homogénéité (notée H).
- l'énergie (notée E).

Afin de modéliser l'énergie de transposition $U(R_i/e_j)$, nous avons besoin de définir une distance entre les vecteurs de caractéristiques. Derras [DER93] utilise la distance du χ^2 , Geman et al [GEM90], quant à eux, se servent de la distance de Kolmogorov-Smirnov, définie sur des histogrammes. Il est important de remarquer qu'une distance du χ^2 ne peut pas être utilisée ici. En effet, celle-ci réalise de manière automatique un réajustement des paramètres de façon à ce qu'ils varient dans la même échelle. Or, il est possible d'avoir des images ne possédant pas, par exemple d'objets texturés. Un réajustement de la texture par rapport aux niveaux de gris, utilisant la distance du χ^2 conduirait dans ce cas à une mauvaise segmentation.

Nous utilisons dans notre algorithme la distance euclidienne car elle est simple à mettre en oeuvre, et est suffisamment discriminante pour nos images. Pour cela, nous réajustons nos paramètres : l'homogénéité et l'énergie restent inchangées puisque, par définition, elles varient entre 0 et 1. Par contre, les niveaux de gris seront divisés par 256. Nous modélisons donc l'énergie de transposition

par la distance euclidienne entre le vecteur de caractéristiques de la région R_i et celui de l'étiquette e_j :

$$U(R_i/e_j) = (\mu_{R_i} - \mu_{e_j})^2 + (H_{R_i} - H_{e_j})^2 + (E_{R_i} - E_{e_j})^2$$

La remise à jour des vecteurs de caractéristiques correspondants aux différentes étiquettes est réalisée de manière globale, évitant ainsi une nouvelle extraction de paramètres. Pour l'étiquette e_j correspondant à n_j régions R_k , nous aurons par exemple :

$$\mu_{e_j} = \frac{1}{N_j} \sum_{k=0}^{n_j} \mu_{R_k} \times (nb - pix)_{R_k}$$

$$H_{e_j} = \frac{1}{N_j} \sum_{k=0}^{n_j} H_{R_k} \times (nb - pix)_{R_k}$$

$$E_{e_j} = \frac{1}{N_j} \sum_{k=0}^{n_j} E_{R_k} \times (nb - pix)_{R_k}$$

avec :

$$N_j = \sum_{k=0}^{n_j} (nb - pix)_{R_k}$$

où $(nb - pix)_{R_k}$ représente le nombre de pixels de la région R_k . Seul le graphe d'adjacence est utilisé pour réajuster les vecteurs de caractéristiques des étiquettes, nous ne redescendons pas au niveau "données image", d'où un gain de temps lors de cette étape.

3.2. résultats

Nous présentons les résultats de la segmentation obtenus sur les deux images utilisées précédemment (figure 9), ainsi que ceux obtenus sur d'autres images de la même séquence (figure 10). Pour toutes les images de route, nous avons choisi : $A = 5$.

Lorsque deux régions voisines, peu texturées, possèdent des niveaux de gris dissemblables, leur contour commun est déterminé avec une résolution de un pixel. C'est le cas de la segmentation représentée figure 10-a. Ceci est dû au fait que les frontières des régions ont été détectées lors de la phase division, et donc, que les niveaux de gris seuls auraient suffi à la segmentation. La texture ne joue ici qu'un petit rôle (ou aucun) pour la détection de la route. Par contre, pour deux régions adjacentes de textures différentes, et de niveaux de gris voisins, la frontière est déterminée avec la résolution de celle de la grille initiale. On peut voir cette configuration figure 9-b, sur le bord gauche de la route. Ici, les contours n'ont pas été détectés lors de l'étape de division, ils sont retrouvés avec la résolution des fenêtres initiales lors de la fusion. Dans ce cas, la texture a joué un rôle prépondérant pour la segmentation, sans elle le bord de la route n'aurait pas été détecté. Nous présentons également des résultats obtenus sur d'autres images figure 11 et figure 12. Le coefficient A varie avec le type d'image utilisé. Le but ici n'est pas de tester l'algorithme sur

tous les types d'images afin de le comparer à d'autres techniques de segmentation en régions. En effet, l'algorithme décrit ici a été développé dans le cadre d'une application précise (images de route), par rapport à laquelle nous nous référons. Nous présentons néanmoins des résultats sur des images de types différents afin de montrer la généralité de la méthode employée.

Remarquons que la taille de la fenêtre initiale (ici 32×32 pixels) dicte directement la résolution de la segmentation des objets texturés, connexes et de même moyenne de niveaux de gris. La taille de ces fenêtres peut bien sûr être diminuée (au détriment des temps de calcul). Il faut néanmoins que le calcul des matrices de cooccurrence sur celles-ci reste cohérent. Nous pensons qu'il ne serait pas raisonnable de prendre des fenêtres de taille inférieure à 16×16 pixels. Il faut tout de même remarquer que cette résolution intervient seulement lors de la présence d'objets texturés connexes, possédant des moyennes de niveaux de gris semblables, ce qui limite les cas de mauvaise résolution.

De manière générale, nous voyons que la segmentation détecte bien les bords de la *route*, avec, dans le pire des cas, une résolution égale à celle de la grille initiale. Elle est donc apte à fournir les éléments nécessaires à un éventuel processus d'interprétation. De plus, il est important de remarquer que cet algorithme comporte un seul seuil dépendant du type d'images choisi : "A". Ce seuil sera fixé pour une application donnée. Dans le cas des images de route qui nous intéressent, nous avons fixé $A = 5$. L'algorithme devient alors entièrement non supervisé.

3.3. analyse algorithmique

L'algorithme précédemment décrit est rapide, du fait de la modélisation des champs de Markov sur un graphe d'adjacence. Le nombre de régions traitées est en effet bien inférieur au nombre de pixels dans l'image (utilisé dans le cas de l'emploi de fenêtre glissante). D'autre part, cette méthode permet d'obtenir une meilleure résolution que celle obtenue en utilisant des sites [DER93], avec des temps de calcul similaires. La convergence est

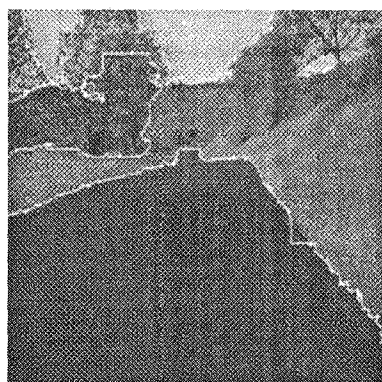
obtenue avec un nombre approximatif de 5 itérations, ce nombre dépendant des images traitées. A titre d'exemple, pour les images 512×512 présentées précédemment, la segmentation est obtenue en 1.5 secondes CPU, sur un HP9000/735.

3.4. limite de l'approche

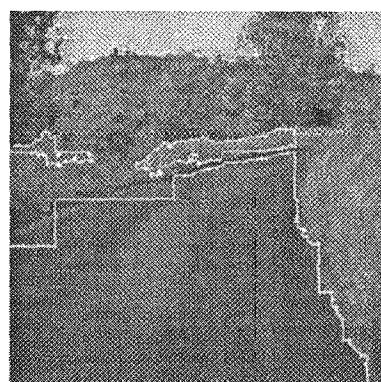
L'algorithme développé ici ne donne pas de bons résultats sur des images possédant des objets de petite taille. Ceci est dû à la nature même du traitement : toutes les régions de taille inférieure à cinquante pixels sont supprimées. Cette restriction n'est pas gênante dans le cadre de notre application, le but étant ici de détecter la zone *route*.

4. conclusion

Nous avons développé un algorithme de segmentation de type division-fusion utilisant des caractéristiques de luminance et de texture. Dans un premier temps, une division de l'image est réalisée en utilisant un critère d'homogénéité fondé sur les niveaux de gris. Puis, nous calculons la texture des régions ainsi obtenues. Les deux paramètres (texture et niveaux de gris) sont utilisés pour réaliser la fusion. L'originalité de cet algorithme est que les coefficients de texture sont calculés directement sur les régions issues de la division. Cela nous permet d'obtenir les frontières des régions avec une résolution de un pixel lorsque deux objets voisins possèdent des niveaux de gris différents (le contour aura été détecté lors de la division). Une résolution égale à celle de la grille initiale sera obtenue pour la frontière de deux objets possédant des niveaux de gris semblables et des textures différentes. La résolution des contours est donc, dans le pire des cas, égale à celle de la grille initiale.



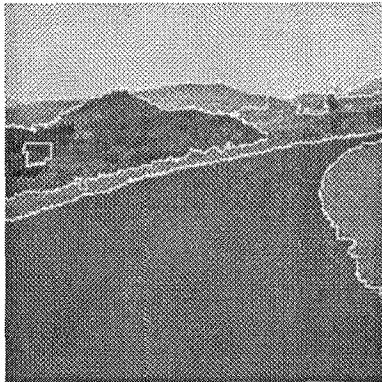
a) image 1



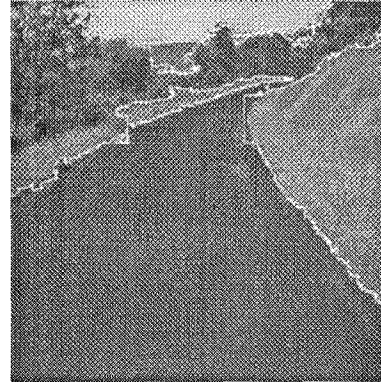
b) image 2

Figure 9. – Résultats sur les deux images précédentes.

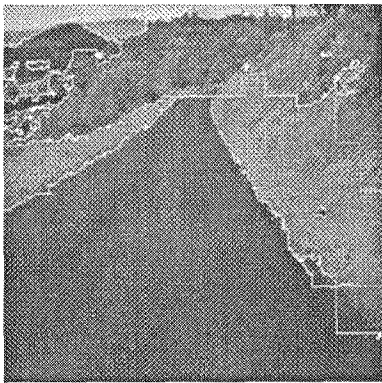
Segmentation d'images de scènes routières



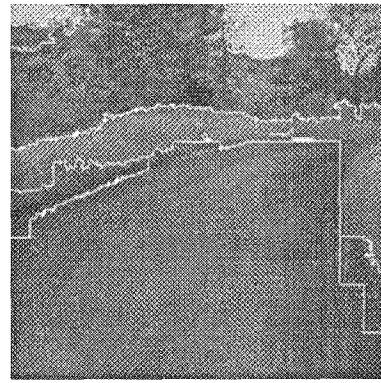
a) image 3



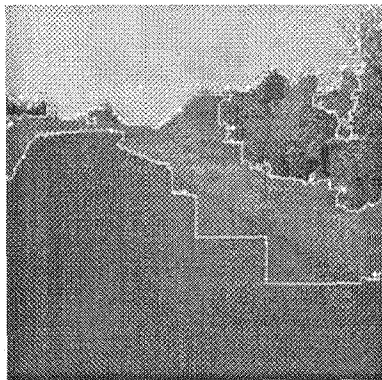
b) image 4



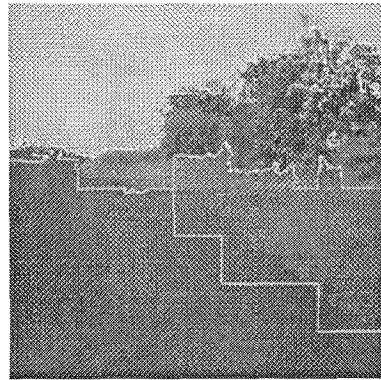
c) image 5



d) image 6

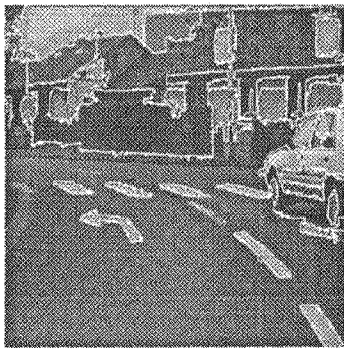


e) image 7

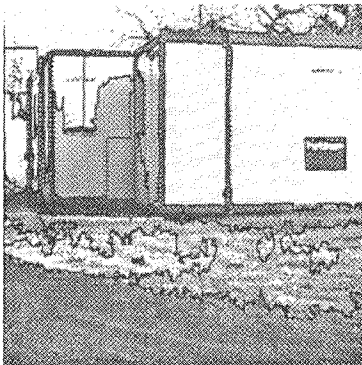


f) image 8

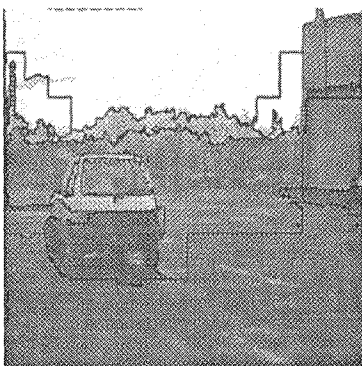
Figure 10. – Résultats sur les images de la même séquence.



a) Secteur 32×32 , $A = 2$



b) Secteur 32×32 , $A = 4$

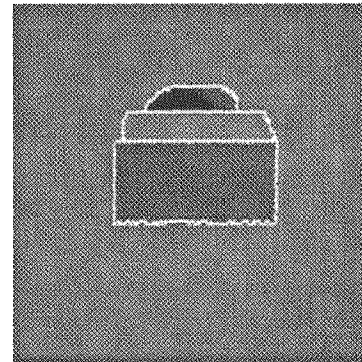


c) Secteur 32×32 , $A = 7$

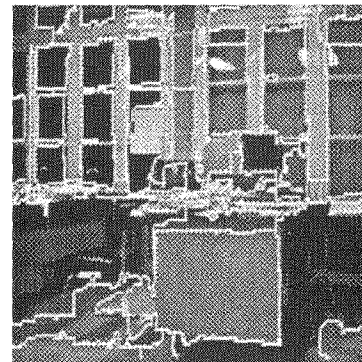
Figure 11. – Résultats sur des images de types différents.

Cet algorithme de segmentation a été appliqué et donne de bons résultats sur des scènes de route sans marquage au sol. De manière générale, les résultats de la segmentation sont très satisfaisants sur des images de scènes ne possédant pas d'objets de petite taille (par rapport à la taille de la grille initiale). Il pourra être appliqué aussi bien sur des images texturées que sur des images non texturées.

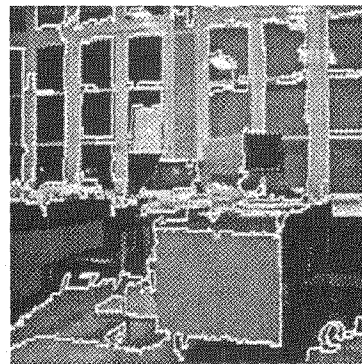
La suite logique de ce travail va être dans un premier temps de réaliser une segmentation adaptative, permettant de fixer le paramètre A automatiquement en fonction du type d'images



a) Secteur 16×16 , $A = 8$



b) Secteur 16×16 , $A = 3$



c) Secteur 16×16 , $A = 3$

Figure 12. – Résultats sur des images de types différents.

utilisé. Une seconde étape sera d'engendrer un processus d'interprétation utilisant les résultats de la segmentation. C'est une démarche allant dans le sens de la vision active.

BIBLIOGRAPHIE

- [AZE87], R. AZENCOTT, Champs Markoviens et Imagerie, Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, 1987, 1183-1191.
- [AZE92], R. AZENCOTT and C. GRAFFIGNE, Non Supervised Segmentation Using Multi-Level Markov Random Fields, Proceedings 11th IAPR Inter-

Segmentation d'images de scènes routières

- national Conference on Pattern Recognition, 1992, Septembre, 3, 201-204, Conference C : Image, Speech, and Signal Analysis.
- [BES86] , J. BESAG, On the Statistical Analysis of Dirty pictures, 1986, J. Royal Stat. Soc., 48, B..
- [BEV74] , J.R. BEVERIDGE and J. GRIFFITH and R.R. KOHLER and A.R. HANSON and E.M. RISEMAN, Segmenting Images Using Localized Histograms and Region Merging, *International of Computer Vision*, 1989, 2, 311-347.
- [BOU91] , C. BOUMAN and B. LIU, Multiple Resolution Segmentation of Textured Images, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13, 2, 99-113.
- [BRI70] , C.R. BRICE and C.L. FENNEMA, Scene Analysis Using Regions, *Artificial Intelligence*, 1970, 1, 205-226.
- [CAN91] , R. CANALS, Segmentation spatio-temporelle : régularisation par champs de markov, *LASMEA*, 1991.
- [CAS92] , A. CASAL and J. AMAT and A. GRAU, Texture Parametrization Method for Image Segmentation, *ECCV*, 1992, Italy, 160-164.
- [CHA88] , D. CHARNLEY and R. BLISSET, Surface Reconstruction From Outdoor Image Sequences, 1988, Plessey research roke manor, The Plessey compagnypic, United Kingdom.
- [CHA89] , J.M. CHASSERY and M. MELKEMI, A Segmentation Method Using Voronoï Diagrams in a Split and Merge Environnement, *Progress in image analysis and processing*, 1989, 44-48, Positano.
- [CHA89a] , J.M. CHASSERY and M. MELKEMI, A Segmentation Method Using Voronoi Diagrams in a Split and Merge Environment, *Progress in Image Analysis and Processing*, 1989, 44-48.
- [CHA90] , F. CHANTEMARGUE and S. NICOLLE and P. BONTON and J.P. DERUTIN, Parallelization of the Splitting Step of a Quadtree Algorithm, *Signal processing and digital filtering*, 1990, 183-188, Lugano (Suisse).
- [CHA91] , R. CHAPUIS, Suivi de primitives image, application à la conduite automatique sur route, 1991, Janvier, Laboratoire d'électronique, Université Blaise-Pascal.
- [CHA91a] , J.M. CHASSERY and A. MONTANVERT, Géométrie discrète en analyse d'image, 1991, Mai, Edition Hermes, Edition Hermes.
- [CHA92] , D. CHAUDHURI and M. B.B. CHAUDHURI and C.A. MURTHY, A New Split and Merge Clustering Technique, *Pattern Recognition Letters*, 1992, 13, 399-409.
- [CHA94] , Y.L. CHANG and X. LI, Adaptative Image Region Growing, *IEEE Trans. on Image Processing*, 1994, Novembre, 3, 6.
- [CHE79] , P.C. CHEN and T. PALVIDIS, Segmentation by Texture Using a Cooccurrence Matrix and a Split and Merge Algorithm, *Computer Vision and Image Processing*, 1979, 10, 172-182.
- [CHE93] , C.C. CHEN and C.L. HUANG, Markov Random Fields for Texture Classification, *Pattern Recognition Letters*, 1993, 14, 907-914.
- [CHO90] , P.B. CHOU and C.M. BROWN, The Theory and Pratic of Bayesian Image Labeling, *International of Computer Vision*, 1990, 4, 185-210.
- [CHU90] , C.C. CHU and N. NANDHAKUMAR and J.K. AGGARWAL, Image Segmentation Using Laser Radar Data, *Pattern Recognition*, 1990, 23, 6, 569-581.
- [COH87] , F.S. COHEN and D.B. COOPER, Simple Parallel Hierarchical and Relaxation Algorithms for Segmenting Noncausal Markovian Random Fields, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, volume 9, 195-219.
- [COH91] , F.S. COHEN and Z. FAN and S. ATTALI, Automated Inspection of Textile Fabrics Using Textural Models, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, Aout, 13, 8, 803-808.
- [DAL91] , P.DALLE and J.M. INGLEBERT, Modèle de Description d'Opérateurs de Traitement d'Images, *AFCET*, 8ème congrés de reconnaissance des formes et intelligence artificielle, Lyon Villeurbanne,, 1991, 3, 257-266 .
- [DEN92] , S. DENASI and G. QUAGLIA and D. RINAUDI, The Use of Perceptual Organization in the Prediction of Geometric Structures, *Pattern Recognition Letters*, 1992, 13, 7, 529-539.
- [DER87] , H. DERIN and H. ELLIOT, Modeling and Segmentation of Noisy and Textured Images Using Gibbs Random Fields, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, PAMI 9, 1, 39-55.
- [DER91] , M. DERRAS, Vision Guided Mower for the Upkeep of Natural Environment, First international seminar on use of on-machine vision system for the agricultural and bio-industries, CEMAGREF Montpellier, France, 1991, 37-46.
- [DER93] , M. DERRAS, Segmentation non Supervisée d'Images Texturées par Champs de Markov : Application à l'Automatisation de l'Entretien des Espaces Naturels, 1993, Decembre, address Clermont-Ferrand, LASMEA.
- [DRA87] , B.A. DRAPER and R.T. COLLINS and J. BROLIO, Tools and Experiments in the Knowledge Directed Interpretation of Road Scenes, *Image Understanding Workshop*, 1987, 178-193, Los Angeles.
- [DRA89] , B.A. DRAPER and R.T. COLLINS and J. BROLIO and A.R. HANSON and E.M. RISEMAN, The Schema System, *International of Computer Vision*, 1989, 2, 209-250.
- [DUB90] , R.C. DUBES and A.K. JAIN and S.G. NADABAR and C.C. CHEN, MRF Model-Based Algorithms For Image Segmentation, *ICRP*; 10th international conference on pattern recognition, 1990, 2, 808-814.
- [DUP94] , F. DUPONT, Analyse d'Images et Reconnaissance des Formes : Application à l'Identification Automatique de Défauts sur Toles Décapées, 1994, Mai, Lyon, INSA.
- [ELF94] , I.M. ELFADEL and R.W. PICARD, Gibbs Random Field, Cooccurrence, and Texture Modeling, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, Janvier, 16, 1, 24-37.
- [ELM91] , A. ELMOATAZ and C. PORQUET and M. REVENU, A General Purpose Segmentation System Using Knowledge on Images and Segmentation Operators, *SPIE. Intelligent robots and computer vision IX : algorithms and techniques*, 1991, 1607.
- [FAL89] , B. FALCIDIENO and F. GIANNINI, Automatic Recognition and Representation of Shape-Based Features in a Geometric Modeling, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1989, 48, 93-123.
- [FAL93] , R.K. FALAH and P. BOLON, Mesure de Dissimilarité Entre Deux Segmentations, *Quatorzième colloque GRETSI*, 1993, 763-766.
- [FEL74] , J.A. FELDMAN and Y. YAKIMOVSKY, Decision Theory and Artificial Intelligence : I.A Semantics-Based Region Analyzer, *Artificial Intelligence*, 1974, 5, 349-371.
- [GAG83] , A. GAGALOWICZ, Vers un Modèle de Texture, 1983, PARIS VI.
- [GAG86] , A. GAGALOWICZ and O. MONGA, A New Approach for Image Segmentation, *IEEE*, 1986.
- [GAU91] , P. GAUSSIER and J.P. COCQUEREZ and S. PHILIPP, Un Système d'Interpretation Mixte : Réseau de Neurones - Système Expert Appliqué à l'Interprétation d'Images Aériennes/l'interprétation d'images aériennes, *AFCET*, 8ème congrés de reconnaissance des formes et intelligence artificielle, 1991, 3, 477-488, Lyon Villeurbanne.
- [GEM84] , S. GEMAN and D. GEMAN, Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution, and the Bayesian Restoration of Images, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, PAMI 6, 6, 721-741.
- [GEM90] , D. GEMAN and S. GEMAN and C. GRAFFIGNE and P. DONG, Boundary detection by constrained optimization, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, Juillet, 12, 7, 609-628.
- [GON87] , R.C. GONZALEZ and P. WINTZ, *Digital image processing*, 1987, Addison-Wesley publishing compagny, Second Edition.
- [GOO85] , L.V. GOOL and P. DEWAELE and A. OOSTERLINCK, Survey. Texture Analysis Anno 1983, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1985, 29, 336-357.

- [GOT90] , C.C. GOTLIEB and H.E. KREYSZIG, Texture Descriptors Based on Co-occurrence Matrices, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1990, 51, 70-86.
- [GRA86] , C. GRAFFIGNE, Experiments in texture analysis and segmentation, 1986, Brown University.
- [HAD90] , J.F. HADDON and J.F. DOYCE, Unification of Image Segmentation and Edge Detection, *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, 1990, 137, 3, 129-135.
- [HAR73] , R.M. HARALICK and K. SHANMUGAM and I. DINSTEIN, Textural Features for Image Classification, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, SMC 3, 6, 610-621.
- [HAR79] , R.M. HARALICK, Statistical and Structural Approches to Texture, *Proceedings of the IEE*, 1979, 67, 5, 786-803.
- [HAR86] , C.A. HARLOW and M.M. TRIVEDI and R.W. CONNERS, Use of Texture Operators in Segmentation, *Optical Engineering*, 1986, 25, 11, 1200-1206.
- [HEI94] , F. HEITZ and P. PEREZ and P. BOUTHEMY, Multiscale Minimization of Global Energy Functions in Some Visual Recovery Problems, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1994, Janvier, 59, 1, 125-134.
- [HOR74] , S.L. HOROWITZ and T. PAVLIDIS, Picture Segmentation by a Directed Split and Merge Procedure, *Proc. Second International joint Conf., Pattern Recognition*, 1974, 424-433.
- [HOS85] , M. HOSPITAL, Caractérisation et Discrimination d'Images Electriques de Puits de Forage, 1985, address Clermont-Ferrand, Université Blaise-Pascal.
- [HOU91] , S. HOUZELLE and G. GIRAUDON, Segmentation en Régions par Modélisation de Matrices de Cooccurrence, AFCET, 8eme congrés de reconnaissance des formes et intelligence artificielle, 1991, 3, 1177-1183, Lyon Villeurbanne.
- [JUL73] , B. JULEZ and E.N. GILBERT and L.A. SHEPP and H.L. FRISH, Inability of humans to discriminate between visual textures that agree in second order statistics, revisited, *Perception*, 1973, 2, 716, 391-405.
- [KAN79] , T. KANADE, SURVEY Region Segmentation : Signal vs Semantics, *Computer Graphics and Image Processing*, 1980, 13, 279-297.
- [KER93] , C. KERVRANN and F. HEITZ, A Markov Random Field Model-Based Approach to Unsupervised Texture Segmentation Using Local and Global Spatial Statistics, INRIA, 1993, 2062.
- [KER94] , C. KERVRANN and F. HEITZ, Segmentation non Supervisée des Images Naturelles Texturées : Une Approche Statistique, *Traitement du Signal*, 1994, 11, 1, 31-41.
- [KHA92] , G.N. KHAN and D.F. GILLIES, Extracting Contour by Perceptual Grouping, *Image and Vision Computing*, 1992, 10, 2, 77-88.
- [KIM91] , H.Y. KIM and H.S. YANG, Markov Random Field Based Image Labeling with Parameter Estimation by Error Backpropagation, *IEICE Transaction*, 1991, E74, 10.
- [KIM94] , H.Y. KIM and H.S. YANG, A Systematic Way for Region-Based Image Segmentation Based on Markov Random Field Model, *Pattern Recognition Letters*, 1994, 15, 969-976.
- [KUN93] , P. KUNDU and B.B. CHAUDHURI, Fuzzy Geometric Feature Based Texture Classification, *Pattern Recognition Letters*, 1993, 14, 825-832.
- [LEC91] , Y. LECHEVALIER and J. LEVY VEHEL, ARTHUR : un système d'analyse de texture, AFCET, 8eme congrés de reconnaissance des formes et intelligence artificielle, 1991, 3, 1185-1193, Lyon Villeurbanne.
- [LEV84] , M.D. LEVINE and A.M. NAZIF, An Optimal Set of Image Segmentation Rules, *Pattern Recognition*, 1984, 2, 243-248.
- [LEV85] , M.D. LEVINE and A.M. NAZIF, Dynamic Measurement of Computer Generated Image Segmentation, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1985, PAMI 7, 2, 155-164.
- [LEV85a] , M.D. LEVINE and A.M. NAZIF, Rule Based Image Segmentation : a Dynamic Control Strategy Approach, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1985, 32, 104-126.
- [LI94] , S.Z. LI, A Markov Random Field Model for Object Matching Under Contextual Constraints, *Computer Vision and Pattern Recognition Conference*, 1994, Juin, 866-869, Seattle.
- [LIU91] , S.Y. LIU and M. THONNAT, Détermination du Contour Apparent d'un Objet en Vue de la Description de sa Forme, AFCET, 8eme congrés de reconnaissance des formes et intelligence artificielle, 1991, 3, 1323-1334, Lyon Villeurbanne.
- [LIU93] , S. LIU and M. BERTHOD and G. GIRAUDON, Satellite Image Segmentation Using Texture Information, Contextual Information, and Map Knowledge, *Systems Engineering in the Service of Humans. International Conference on System Man and Cybernetics*, 1993, Octobre, 355-360, Le Touquet.
- [LU78] , S.Y. LU and K.S. FU, Syntactic Approach to Texture Analysis, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1978, 7, 303-330.
- [MAC93] , W.P.J. MACKEOWN and P. GREENWAY and B.T. THOMAS and W.A. WRIGHT, Road Recognition with a Neural Network, 1st IFAC International Workshop. Intelligent autonomous vehicules. Preprints University of Southampton, 1993, Hampshire United, Kingdom.
- [MAL86] , P.de MALEPRADE, Analyse de Texture. Application sur les Images SIR-A, à l'Etude du Volcanisme Recent du Djebel Druze (Syrie), 1986, Septembre, ORSAY, Paris VI.
- [MAN91] , B.S. MANJUNATH and R. CHELLAPPA, Unsupervised Texture Segmentation Using Markov Random Field Models, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, Mai, 13, 5, 478-482.
- [MOD89] , J.W. MODESTINO and J. ZHANG, A Markov Random Field Model-Based Approach to Image Interpretation, *Computer Vision and Pattern Recognition Conference*, 1989, 458-465, San diego.
- [MOD92] , J.W. MODESTINO and J. ZHANG, A Markov Random Field Model-Based Approach to Image Interpretation, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14, 6, 606-615.
- [MOH92] , R. MOHAN and R. NEVATIA, Perceptual Organisation for Scene Segmentation and Description, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14, 6, 616-635.
- [MON87] , O. MONGA, An Optimal Region Growing Algorithm for Image Segmentation, *International of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1994, 1, 3 et 4, 351-375.
- [MON87a] , O. MONGA and B. WROBEL, Segmentation d'Images : vers une Méthodologie, *Traitement du Signal*, 1987, 4, 2.
- [MONG87] , O.MONGA and B. WROBEL, Segmentation d'Images : vers une méthodologie, *Traitement du Signal*, 1987, 4, 3, 169-193.
- [MUR87] , D.W. MURRAY and B.F. BUXTON, Scene Segmentation from Visual Motion Using Global Optimization, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, PAMI 9, 2, 220-228.
- [NAJ88] , M. NAJIM, Modélisation et Identification en Traitement du Signal, 1988, Edition Masson, publisher Série automatique.
- [OHA92] , P.P. OHANIAN and R.C.DUBES, Performance Evaluation for Four Classes of Textural Feature, *Pattern Recognition*, 1992, 25, 8, 819-933.
- [OLH78] , R. OLHANDER and K. PRICE and D.R. REDDY, Picture Segmentation Using Recursive Region Splitting Method, *Comp. Graph. and Image Proc.*, 1978, volume 8, 313-333.
- [PAL87] , N.R. PAL and S.K. PAL, A Review of Image Segmentation Techniques, *Pattern Recognition*, 1993, 26, 9, 1277-1294.
- [PAL87a] , S.K. PAL and N.R. PAL, Segmentation Based on Measures of Contrast, Homogeneity, and Region Size, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, 1987, SMC 17, 5, 857-868.
- [PAP88] , T.N. PAPPAS and N.S. JAYANT, An Adaptative Clustering Algorithm for Image Segmentation, *IEEE ICCV*, 1988, 518, 310-315, Tampa, Florida.
- [PAP94] , N. PAPAMARKOS and B. GATOS, A New Approach for Multilevel Threshold Selection, *Computer Vision, Graphics and Image Processing : Graphical models and image processing*, 1994, Septembre, 56, 6, 357-370.

Segmentation d'images de scènes routières

- [PAR86] , J. PARKKINEN and E. OJA, Cooccurrence Matrices and Subspace Methods in Texture Analysis, IEEE computer society, 1986, 742, 405-408.
- [PAV90] , T. PAVLIDIS and Y. LIOW, Integrating Region Growing and Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12, 3, 225-233.
- [PHI93] , S. PHILIPP and J.P. COCQUEREZ, Fusion de Régions sur des Critères Géométriques, Quatorzième colloque GRETSI, 1993, Juan les pins.
- [REE93] , T.R. REED and J.M. HAS DU BUF, A Review of Recent Texture Segmentation and Feature Extraction Techniques, Computer Vision, Graphics and Image Processing : image understanding, 1993, Mai, 57, 359-372.
- [REY87] , G. REYNOLDS and J.R. BEVERIDGE, Searching for Geometric Structure in Images of Natural Scenes, Image Understanding Workshop Papers Advanced Research Projects Agency, 1987, Los Angeles.
- [SEL91] , K. SELKAINAHO and J. PARKKINEN, Fast Method to Evaluate Texture, Proceedings of the 7th scandinavian conference on image analysis, Pattern recognition society, 1991, 135-141.
- [SHA95] , Y.SHAN and M. BERTHOD, A Game Strategy Approach for Image Labeling, Computer Vision and Image Understanding, 1995, Janvier, 61, 1, 32-37.
- [SHE90] , S. SHEMLON and T. LIANG and K. CHO and S.M. DUNN, Segmentation Using Models of Expected Structure, SPIE. Intelligent Robots and Computer Vision IX : Algorithms and Techniques, 1990, 1381, 470-481.
- [SPA94] , M. SPANN and A.E. GRACE, Adaptive Segmentation of Noisy and Textured Images, Pattern Recognition, 1994, 27, 12, 1717-1733.
- [STR89] , B.J. STRAUB and W.E. BLANZ, Combined Decision Theoric and Syntactic Approach to Image Segmentation, Machine Vision and Applications, 1989, 12, 17-30.
- [TRI84] , M.M. TRIVEDI and C.A. HARLOW and R.W. CONNERS and S. GOH, Object Detection Based on Gray Level Cooccurrence, Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1984, 28, 199-219.
- [VAN83] , L. VAN GOOL and P. DEWAELE and A. OOSTERLINCK, Texture Analysis Anno 1983, Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1985, 29, 336-357.
- [WRI89] , W.A. WRIGHT, Image Labelling with a Neural Network, AVC 89. 5th Alvey Vision Conference, 1989, 227-232.
- [WRO87] , B. WROBEL-DAUTCOURT, Surface Tridimensionnelle Obtenues par Appariement Stéréoscopique de Régions, AFCET, 1987, Antibes.
- [XU84] , G.Y. Xu and K.S. FU, Natural Scence Segmentation Based on Multiple Threshold and Textural Measurement, Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, 1984, 2, 1111-1113.
- [YAN95] , L. YANG and B.K. WIDJAJA and R. PRASAD, Application of Hidden Markov Models for Signature Verification, Pattern Recognition, 1995, 28, 2, 161-170.
- [ZHA90] , J. ZHANG and J.W. MODESTINO, A Model Fitting Approach to Cluster Validation with Application to Stochastic Model Based Image Segmentation, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, Octobre, 2, 10.
- [ZHA92] , Y.J. ZHANG and J.J. GERBRANDS, Segmentation Evaluation Using Ultimate Measurement Accuracy, Image Processing Algorithms and Techniques III, 1992, SPIE 1657, 449-460.
- [ZHA94] , J. ZHANG and H.H. NAGEL, Texture-Based Segmentation of Road Images, Proceedings of the Intalligent Vehicules, 1994, 260-265, Paris.
- [ZHA95] , Y.J. ZHANG, Influence of Segmentation over Feature Measurement, Pattern Recognition Letters, 1995, Fevrier, 16, 201-206 .

Manuscrit reçu le 13 janvier 1995.

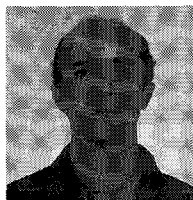
LES AUTEURS

Catherine ROUQUET



DEA Electronique et systèmes de l'Université Blaise-Pascal, option traitement d'images et reconnaissance des formes en 1993. Poursuit depuis octobre 1993 une thèse de doctorat, spécialité traitement d'image au Laboratoire des Sciences et Matériaux pour l'Electronique, et d'Automatique de Clermont-Ferrand. Activités de recherche en segmentation en régions sur des images de scènes naturelles. Monitrice de l'enseignement supérieur en physique à l'Université B. Pascal.

Roland CHAPUIS



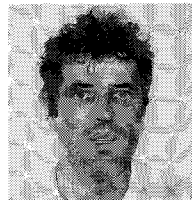
Doctorat de l'Université Blaise Pascal en 1991. Maître de conférence au Centre Universitaire des Sciences et Techniques Activités de recherche au LASMEA en reconstruction tridimensionnelle de scènes routières par vision monoculaire dynamique.

Frédéric CHAUSSE



Diplôme d'ingénieur du CUST de Clermont-Ferrand (promotion Génie Electrique 1991). DEA Electronique et Systèmes de l'Université Blaise Pascal, option traitement d'images et reconnaissance des formes en 1991. Doctorat de l'Université Blaise Pascal en 1994. Activités de recherche au LASMEA en reconstruction tridimensionnelle de scènes routières par vision monoculaire dynamique. ATER au département de Mesures Physiques de l'IUT de Clermont-Ferrand.

Pierre BONTON



Docteur en électronique en 1984, habilité à diriger des recherches en 1991. Professeur à l'université Blaise-Pascal et responsable du DESS «contrôle industriel et gestion de la qualité» de Clermont-Ferrand. Activité de recherche au LASMEA depuis 1985 en segmentation et dans les applications liées au guidage de robot mobile en milieux naturels.