

Ségmentation d'image naturelle texturée localement par fusion bayésienne de segmentation locale en deux classes

J. Gadeyne & A. Nassar

22 février 2009

Résumé - *Ce projet consiste en l'étude d'une nouvelle méthode de ségmentation qui consiste à ségmenter une image par fusion bayésienne de ségmentations locales en deux classes. Dans un premier temps, nous présenterons le fonctionnement de la méthode. Puis nous allons présenter les résultats en utilisant des mesures et la base de données de Berkeley afin d'évaluer les performances de manière objective.*

Mots clefs - Base de données de Berkeley, CLuster, Fusion bayésienne, ICM, K-means, Mesure PRI, Segmentation.

I. INTRODUCTION

Le clustering, ou segmentation, est une étape de base du traitement d'images qui a pour but de partitionner un ensemble de données en sous-clusters (classes) ayant du sens. Ces sous-classes peuvent avoir diverses propriétés en commun (intensité, couleur, texture ...). Il existe de nombreuses méthodes de clustering que l'on peut regrouper en deux grandes catégories :

Ségmentation supervisée qui s'opère à partir d'une base de données d'apprentissage contenant des exemples de cas déjà traités (exemple : K Plus Proche Voisins)

Ségmentation non supervisée qui vise à séparer automatiquement l'image en clusters naturels, c'est à dire sans aucune connaissance préalable des classes (exemple : K-Means)

L'algorithme K-Means (KM), étant une des méthodes la plus connue et la plus utilisée du fait de sa simplicité de mise en oeuvre, sera utilisé pour les différentes ségmentations dans le cadre du projet.

Nous présenterons tout d'abord une description du fonctionnement de notre méthode. Puis nous mettrons en application l'algorithme par une série d'exemples

testés à l'aide des mesures implémentées sous Matlab et de la base de données de Berkeley.

II. DESCRIPTION DE LA MÉTHODE

La méthode utilisée se décompose de 3 étapes principales :

1. Ségmentations locales
2. Fusion
3. ICM

Ségmentations locales

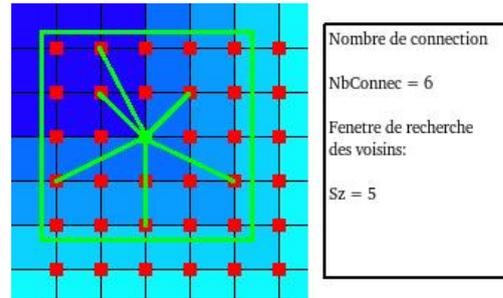
Les ségmentations locales consistent à appliquer l'algorithme de K-means sur les imageries constituant l'image à ségmenter. Le principe des K-means est de répartir les N points données en K ensembles disjoints en regroupant les points proches. K est fixé à l'avance. Il s'agit d'une méthode de clustering "dure" car elle affecte un point à un seul cluster. Dans notre cas on fera un binéarisation. L'algorithme se présente de la manière suivante :

Initialisation : On initialise les centres des K clusters qui consiste à prendre aléatoirement K points parmi les données.

Balayage de l'image : On affecte chaque point à son cluster le plus proche (en se basant sur la distance euclidienne minimale entre un point et le centre des clusters) et le centre de chaque cluster est mis à jour.

Test d'arrêt de l'itération : Tant que les centres des clusters ne se stabilisent pas, autrement dit jusqu'à que pour les deux dernières itérations les centres des clusters soient identiques on répète l'étape précédente sinon on arrête l'itération.

Pour décomposer l'image originale en imagettes on a créé une structure de données qui contient l'imagette, les positions de cette imagette dans l'image originale et les deux centres de clusters de cette imagette. On effectuera la méthode K-means sur l'imagette. Les deux centres de clusters vont nous servir à la création des matrices couleurs qui nous permettent de visualiser l'état du graphe. Les positions vont nous servir à la mise à jour du graphe.



Une fois le graphe établie nous allons fusionner l'information contenue dans le graphe.

Fusion

Propriétés Markoviennes Il s'agit maintenant de tirer partie de l'information obtenue par les multiples ségmentations locales obtenues. Nous allons pour ce faire représenter l'image sous la forme d'un graphe sur lequel nous allons essayer de minimiser une énergie au sens d'une certaine mesure que l'on définira par la suite. Intuitivement on peut considérer une image comme la réalisation d'un ensemble de processus stochastique. Plus formellement :

Soit X un processus et $\chi = \{S_s, s \in S\}$ une famille de processus (où S représente l'ensemble des pixels de l'image.)

On défini l'espace de configuration : $\Lambda = \{1, \dots, N^3\}$ (où N^3 représente la subdivision de l'espace de couleur.)

$\forall s \in S, X_s \in \Lambda$ on peut définir $\Omega = \{\omega = (w_{s_1}, \dots, w_{s_{Nb}}) | w_{s_i} \in \Lambda, 1 \leq i \leq Nb\}$ (Nb représentant le nombre de pixels dans l'image.)

Ces processus peuvent être considérés comme Markoviens car :

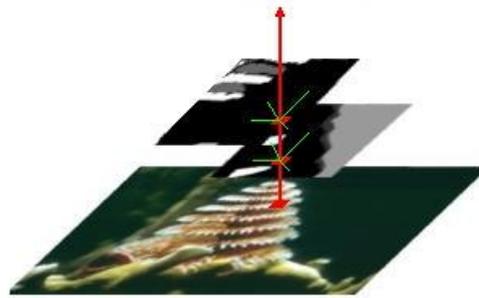
- ▶ $P(\chi = \omega) > 0 \forall \omega \in \Omega$
- ▶ $\forall s \in S, \omega \in \Omega, P(X_s = \omega_s | X_r = \omega_r, r \neq s) = P(X_s = \omega_s | X_r = \omega_r, r \in G_s)$

On peut effectivement pensé que la couleur d'un pixels r dépend de son voisinage G_r et que les pixels éloignés ont une interaction qui peut être négligée. Dans notre programme le voisinage est déterminé par 2 paramètres :

Sz = taille de la fenetre autour du pixel courant où l'on recherche un graphe complet.

NbConnections = Nombre de connections pour chacun des pixels avec son voisinage

On peut ainsi créer le graphe valué en pondérant les arcs de manière a favoriser les zones homogènes (pixels de même classe que son voisinage) et pénaliser les zones hétérogènes. Ceci est réalisé dans notre programme lors de la mise a jour du graphe qui prend en compte l'information contenu dans les multiples ségmentations.



Ce graphe une fois constitué possède donc des arcs dont leur poids met en évidence le caractère homogène de certaines régions.

Distribution de Gibbs Un aspect dual de la fusion peut être vue comme la minimisation de l'énergie (distribution de Gibbs) sur le graphe. Nous allons définir cette énergie :

$$\Pi(\omega) = \frac{1}{Z} e^{-\frac{E(\omega)}{T}} \text{ où } Z \text{ représente une constante de partition } (Z = \sum_{\omega} e^{-\frac{E(\omega)}{T}})$$

$$E(\omega) = \sum_{c \in C} E(\omega)_c \text{ (Potentiel restreint à la clique } C \text{ défini sur les éléments de } \Omega.)$$

Le théorème de Hammersley Clifford permet d'affirmer que les 2 définitions sont équivalentes.

Estimation bayésienne La théorie statistique bayésienne est très importante pour résoudre les problèmes d'estimation et notamment du critère de Maximum à posteriori ou de décision. Cette dernière est bien adaptée aux problèmes d'estimation pour lesquels l'a priori $P_{X/Y} = \frac{P_{Y/X} * P_X}{P_Y}$.

ICM

L'algorithme ICM est un algorithme déterministe car chaque pixel est affecté systématiquement à la classe k qui rend l'énergie $U=U_1+U_2$ minimale. Les grandes étapes de l'algorithme sont les suivantes :

Initialisation : L'algorithme ICM est initialisé à l'aide de l'image classifiée existante. Dans notre cas, elle est issue d'une classification utilisant l'algorithme des K-means.

Balayage de l'image : En chacun des pixels, on calcule l'énergie U relativement à chaque classe et l'on affecte le pixel à la classe qui rend son énergie minimale.

Test d'arrêt de l'itération : Si il y'a un changements de classes lors de l'étape 2 ou si le nombre d'itérations donné n'est pas atteint c'est à dire 100 dans notre cas, on recommence l'étape précédente, sinon on arrête l'itération.

III. PRÉSENTATION DES RESULTATS

Base de données de Berkkeley

Pour mesurer les performances de notre méthode, on va utiliser les images contenues dans la base de données de Berkeley. Cette base de données rassemble 12 000 segmentations faites par 30 individus.

Matlab

On mesure les performances à l'aide d'un programme en Matlab fourni par Allen Y. Yang. Ce programme va comparer les images segmentées par notre méthode avec celles qui sont contenues dans la base de données de Berkeley.

Ce programme donne en sortie 3 indices de mesure qui permet d'évaluer la différence entre l'image segmentée par notre méthode et l'image de la base de données de Berkeley.

la mesure PRI (Probabilistic Rand Index) quantifie le nombre de pixels bien classés

la mesure VoI (Variation d'information) mesure grossièrement la quantité d'incohérence dans une segmentation que l'on ne trouve pas dans l'autre

la mesure GCE (Erreur de cohérence globale) donne la mesure à laquelle la segmentation d'une image peut être vue comme un raffinement de l'autre

Tests

Concernant le temps de calcul, cet algorithme prend environ 20 min avec un processeur Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU T5800 @ 2.00GHz pour des segmentations locales 20*20 avec déplacement de 1px. Ce temps est fortement influencé par la taille des images ainsi que le pas de déplacement.

Nous avons testé différents paramètres :

- le seuil des énergies inter classes pour les fusions locales identique pour toutes les images
- l'utilisation de la différence des moyennes pour les fusions locales identique pour toutes les images
- l'évolution des résultats fonctions du nombre de classes pour la segmentation finale.

Ces tests nous ont permis de voir que le critère basé sur l'énergie inter-classe donnait des résultats (au sens de la mesure PRI) sensiblement meilleur que le critère de la moyenne. On peut observer également qu'un nombre de 12 classes maximise la mesure PRI avec une valeur de 0,72.

Comparaison selon les différents critères avec $k=10$ sur les 300 images de la base de données de Berkeley

Énergie (< 1100)	Sans	Moyenne (< 1000)
0.71005	0.70592	0.69734

IV. CONCLUSION

Dans ce présent article, nous avons présenté une méthode de segmentation basée sur des modèles de Markov. Le but de ce projet est d'évaluer les possibilités offertes par l'information des segmentations locales et de leur fusion. Ce projet nous a permis d'appréhender toutes les facettes de la Recherche et de mettre en pratique des algorithmes de segmentation et de fusion.

Comparé aux méthodes existantes nos résultats sont similaires à l'algorithme NCuts (J. Shi et J. Malik) qui obtient une mesure PRI de 0,7229.



FIG. 1 – Exemples de résultats donnés avec de gauche à droite l'image originale, l'image couleur, l'image ségmentée avec $k=6$, $k=8$, $k=10$, $k=12$ et $k=14$ classes

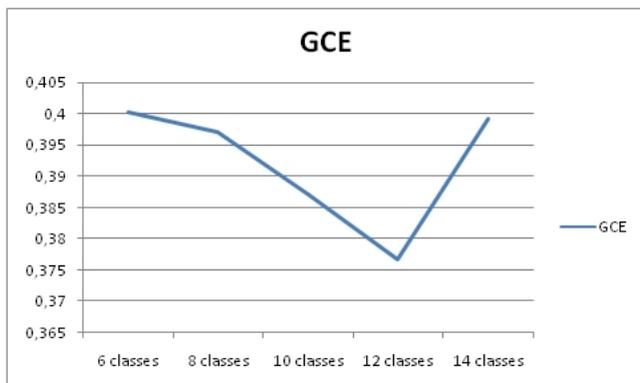
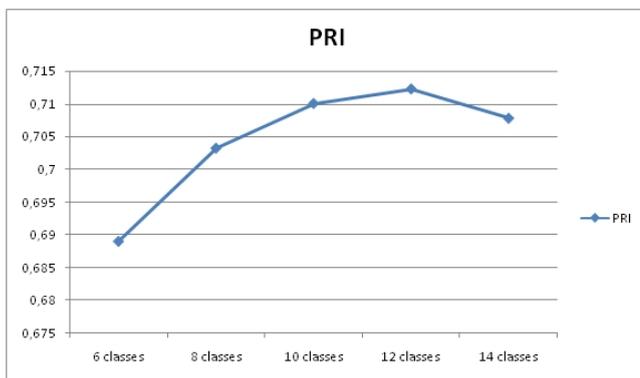


FIG. 2 – Distribution des différentes performances de mesures, respectivement de haut en bas : PRI, VOI et GCE, sur les 300 images de la base de données de Berkeley