

UNE TECHNIQUE D'INTEGRATION DES RESULTATS EN SEGMENTATION D'IMAGE

R. KARA FALAH Ph. BOLON

Laboratoire d'Automatique et MicroInformatique Industrielle
LAMII / CESALP - Université de Savoie - BP. 806 - F-74016 Annecy Cedex- France
(CNRS-GdR 134 Traitement du Signal et Image)
e-mail : kara@esia.univ-savoie.fr bolon@univ-savoie.fr

RÉSUMÉ

Nous présentons dans cet article une technique d'intégration qui a pour but de faire ressortir l'information redondante et de mettre en évidence les informations contradictoires entre plusieurs résultats de segmentation.

On construit une *segmentation floue* qui englobe toute l'information fournie par les segmentations de départ. La segmentation nette dérivée se présente comme un résultat *consensus*. De plus, un étiquetage relaxé est ensuite appliquée à la segmentation floue produite afin de renforcer les contraintes spatiales entre pixels et réduire certaines erreurs locales.

Mots clés : segmentation floue, segmentation coopérative, images naturelles.

ABSTRACT

In this paper, we present a segmentation technique which aims at pointing out the redundant information, as well as contradictory one between several segmentation results.

A *fuzzy segmentation* which holds all the information provided by primary segmentations is constructed. The crisp segmentation deriving from the fuzzy one can be regarded as a *consensus* result. Moreover, a probabilistic relaxation technique is first applied to the fuzzy segmentation produced in order to enforce spatial constraints between pixels and reduce some local ambiguities.

Key words : fuzzy segmentation, cooperative segmentation, natural images.

I - Introduction

La segmentation d'images vise à partitionner l'image en régions homogènes pour une ou plusieurs caractéristiques (intensité lumineuse, texture, ...). Une seule technique de segmentation n'est pas toujours capable de faire ressortir la grande variété de caractéristiques que l'on peut rencontrer sur certaines images naturelles, ou sur différentes composantes de l'image obtenues par des capteurs différents. De plus, certaines méthodes de segmentation (croissance de régions [HAR-85] ou division-fusion [HOR-74]) sont peu robustes, c'est-à-dire que des conditions expérimentales légèrement différentes conduisent à des résultats différents. Les facteurs les plus importants sont :

- le choix des seuils d'homogénéité
- la segmentation initiale
- le sens de parcours de l'image

Par conséquent, l'intégration des informations issues de plusieurs segmentations de l'image semble indispensable pour aboutir à une segmentation plus représentative de l'image. Nous présentons ici une technique d'intégration qui a pour but de construire une *segmentation floue* à partir de plusieurs segmentations possibles de l'image. Cette segmentation floue englobe toute l'information fournie par les segmentations primaires, et la segmentation nette dérivée se présente comme un résultat *consensus* qui confirme la partie redondante de l'information, et réduit l'importance des informations contradictoires.

II - Principe

On dispose au départ de n segmentations "régions" de la même scène obtenues, soit par la même technique de segmentation sur plusieurs images de la scène observée par plusieurs capteurs, soit sur une seule image, mais par des techniques et des paramètres de contrôle différents. On cherche, par un mécanisme d'association entre régions à mettre en évidence des ensembles de régions associées où chaque ensemble correspond à une région possible dans l'image. Ceci permet de construire une segmentation floue où chaque région de l'image est définie comme une région floue. Cette représentation floue contient toute l'information fournie par les segmentations de départ. Le passage d'une segmentation floue à une segmentation nette permet de confirmer la partie redondante de l'information et de réduire l'importance des informations contradictoires.

Cette technique opère indépendamment de l'image originale et des informations haut-niveau. Mais elle permet d'affecter un poids à chaque segmentation primaire si l'opérateur dispose d'informations sur la fiabilité de chaque résultat. De ce fait elle s'apparente à l'approche développée par Chu et Aggarwal [CHU-93] dans le sens où elle cherche également à trouver un consensus entre les segmentations de départ et non une sélection parmi elles.

III - Description de la méthode

Cette approche est basée sur un travail réalisé par D. Dubois et



M. C. Jaulent [DUB-86] sur la construction d'une région floue par la donnée de plusieurs représentations de cette région fournies par plusieurs techniques de segmentation.

Dans notre cas, on dispose de plusieurs régions dans l'image. Un mécanisme de mise en association des régions est alors nécessaire afin de pouvoir passer ensuite à la représentation floue. Un résumé du travail de Dubois et Jaulent est présenté d'abord avant de détailler la technique développée.

1) Construction d'une région floue à partir de n régions nettes :

Supposons que l'on ait n régions R_1, R_2, \dots, R_n qui sont des représentations d'une région R dans l'image. On peut définir le noyau et le support de R de la manière suivante :

$$N_n(R) = \bigcap_i R_i \tag{Eq. 1}$$

$$S_n(R) = \bigcup R_i$$

$N_n(R)$ représente l'ensemble de pixels qui appartiennent certainement à R et $S_n(R)$ l'ensemble de pixels qui ont une possibilité d'appartenir à R (cf. Fig. 1). En général $N_n(R)$ n'est pas vide, sinon l'existence de la région R est mise en cause.

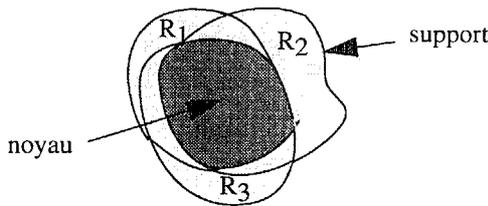


Fig. 1 : le noyau et le support de R

On peut accorder un certain degré de confiance pour chaque résultat de segmentation ce qui revient à donner un poids $m(R_i)$ pour chaque représentation R_i de façon à avoir :

$$\sum_i m(R_i) = 1$$

Si l'on ne dispose pas d'information a priori sur la qualité de chaque segmentation, toutes les régions R_i auront le même poids $m(R_i) = 1/n$.

On peut ainsi définir R comme une région floue avec une fonction d'appartenance μ_R définie, comme dans [DUB-86], par :

$$\forall x \in X \quad , \quad \mu_R(x) = \sum_{j | x \in R_j} m(R_j) \tag{Eq. 2}$$

où X est l'ensemble des pixels de l'image. On peut facilement constater :

$$\forall x \in N_n(R) \quad , \quad \mu_R(x) = 1 \quad (\text{appartenance complète})$$

$$\forall x \notin S_n(R) \quad , \quad \mu_R(x) = 0 \quad (\text{non appartenance})$$

2) La technique de fusion

La technique de fusion de plusieurs segmentations développée ici peut être divisée en trois parties :

- * Mise en correspondance des régions.
- * Construction de la segmentation floue
- * Relaxation et passage à une segmentation nette

2-1) Mise en correspondance des régions

Soient S_1, S_2, \dots, S_n les n segmentations données en entrée avec :

$$\begin{aligned}
 S_1 &= \left\{ s_1^1, s_1^2, \dots, s_1^{nb(1)} \right\} \\
 S_2 &= \left\{ s_2^1, s_2^2, \dots, s_2^{nb(2)} \right\} \\
 &\dots\dots\dots \\
 S_n &= \left\{ s_n^1, s_n^2, \dots, s_n^{nb(n)} \right\}
 \end{aligned}
 \tag{Eq. 3}$$

où s_i^j est la région numéro j appartenant à la segmentation S_i et $nb(i)$ est le nombre de régions de la segmentation S_i .

On établit tout d'abord la liste L des régions ordonnées par tailles décroissantes :

$$L = \{r_1, r_2, \dots, r_{ntot}\} \text{ avec } ntot = \sum_{m=1}^n nb(m)$$

L'association des régions est faite en parcourant la liste L. Pour chaque région r, appartenant à une segmentation S_i , on détermine dans chaque autre segmentation S_j la région r_j dont l'intersection avec r est maximale.

On crée ainsi à chaque itération (numérotée f) un ensemble de régions associées $\{a_1^f, a_2^f, \dots, a_n^f\}$ où chaque région a_j^f appartient à la segmentation S_j ou bien est un ensemble vide (car des régions peuvent ne pas trouver de régions associées parmi celles qui restent dans la liste). Pour passer à l'itération suivante, on élimine de la liste L les régions qui ont été déjà associées, et on recommence le même procédé.

2-2) Construction de la segmentation floue

A la fin de l'étape précédente, on repère un ensemble de régions candidates à être des vraies régions de l'image $\{A_1, A_2, \dots, A_C\}$. Chaque région A_i est représentée par un ensemble $\{a_1^i, a_2^i, \dots, a_n^i\}$ de régions issues du mécanisme d'association. On définit donc la région A_i comme une région floue avec la fonction d'appartenance définie par l'équation (2) :

$$\forall x_k \in I \quad , \quad \mu_{ik} = \sum_{j | x_k \in a_j^i} m(S_j) \tag{Eq. 4}$$

où $m(S_j)$ est le poids accordé à la segmentation S_j (on prend ici $m(S_j) = 1/n$), et μ_{ik} est le degré d'appartenance du pixel x_k à la région A_i . On définit également le poids de A_i comme le pourcentage de régions non vides qui la représentent.

On construit ainsi une segmentation floue avec la matrice d'appartenance suivante :

$$\Gamma = \{\mu_{ik}\} \text{ avec } 1 \leq i \leq C \text{ et } 1 \leq k \leq N$$

N est le nombre de pixels de l'image, et C est le nombre de régions floues créées.

On a la propriété suivante (dans le cas où l'on met en association toutes les régions) :

$$\sum_{i=1}^C \mu_{ik} = 1 \text{ pour } 1 \leq k \leq N$$

Cette représentation floue contient toute l'information qui a été fournie par les n segmentations de départ. Pour chaque pixel, l'information redondante est représentée par un degré d'appartenance à une des régions prépondérant par rapport aux autres régions. Plus l'appartenance du pixel à une des régions s'approche de 1 plus l'information est sûre et il y a une quasi certitude que le pixel appartienne à cette région.

Plus les degrés d'appartenance se répartissent équitablement sur toutes les régions, plus l'information est incertaine et il y a indécision au niveau de la classification de ce pixel.

2-3) Relaxation et passage à une segmentation nette

La façon la plus simple d'avoir une segmentation nette est d'affecter chaque pixel à la région à laquelle il a le maximum de degré d'appartenance, c'est-à-dire :

$$k \in A_j \text{ si } \mu_{jk} = \max_i \{ \mu_{ik} \} \text{ pour } 1 \leq i \leq C$$

Cette étape est appelée "defuzzification". Malheureusement, rien ne garantit la connexité des régions retrouvées. De plus, pour un certain nombre de pixels la décision à prendre n'est pas évidente car le pixel peut avoir plusieurs maximum de degrés d'appartenance. La décision doit donc se baser non pas uniquement sur les informations contenues dans chaque pixel mais aussi sur celles de son voisinage. D'où le recours à une technique d'étiquetage relaxé qui a pour but de lever certaines ambiguïtés dans la décision d'appartenance de chaque pixel et d'améliorer ainsi la connexité des régions issues de l'étape de "defuzzification". On utilise ici l'algorithme originel de Rosenfeld et al. [ROS-76]. Les degrés d'appartenance sont considérés ici comme des probabilités. Les valeurs des coefficients de compatibilité entre deux régions sont choisies égales à 1 si les deux régions sont identiques, et à 0 si elles sont différentes.

Il est à noter également que le passage de la segmentation floue à la segmentation nette fait disparaître certaines régions de faible poids. Ceci s'explique par le fait que certaines régions floues ont peu de régions représentantes, ce qui signifie que ces régions sont dues à des erreurs de segmentation et ne correspondent pas à de vraies régions dans l'image.

Finalement, par analogie avec la méthode de Chu et Aggarwal, une étape de fusion de régions peut être effectuée sur les régions issues du mécanisme de fusion. Cette étape dépend des informations a priori dont l'opérateur dispose sur la taille et la géométrie des régions dans l'image (par exemple, on peut fusionner les régions de petite taille avec les régions adjacentes).

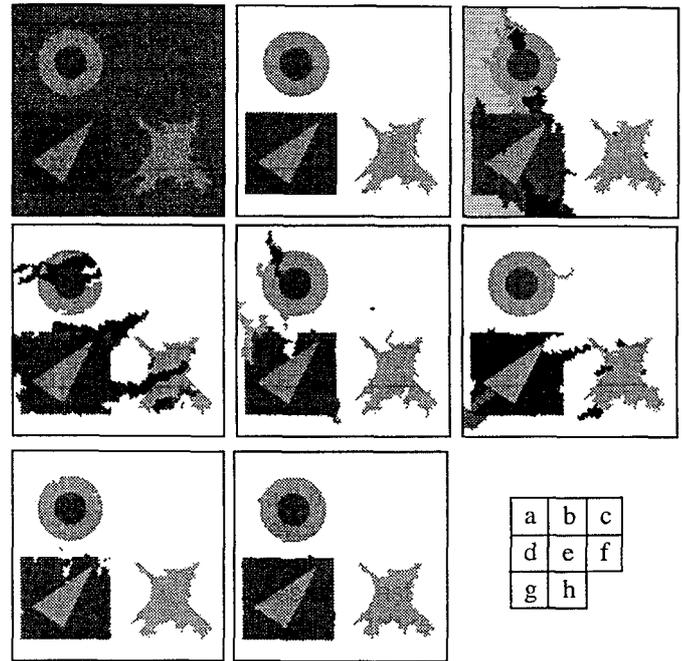
IV - Résultats expérimentaux

Exemple 1

Cette technique de fusion a été appliquée sur l'image de test "bruit2" de la banque d'images du GDR134 (Fig. 2a). Quatre segmentations ont été effectuées sur cette image par une simple technique de croissance de régions, en faisant varier le sens de balayage de l'image (Fig. 2c-f). Cette technique consiste à effectuer un étiquetage initial de façon à avoir une sur-segmentation de l'image, puis à procéder à une fusion de régions. Toutes ces segmentations comportent des erreurs dues à un seuil d'agrégation initial très peu contraignant et au balayage de l'image selon une seule direction.

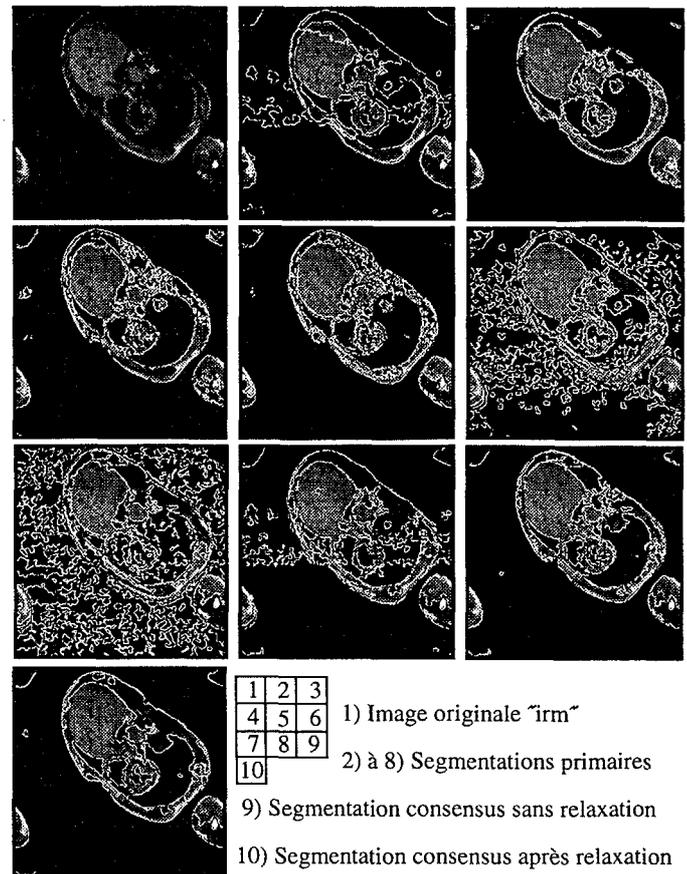
Les nombres de régions dans chacune de ces segmentations sont

respectivement 18, 27, 9, 13. La mise en association des régions donne naissance à 27 régions floues (en ne considérant que les régions de taille supérieure à 100).



a) Image originale b) Segmentation de référence
c) - f) Quatre segmentations primaires
g) Segmentation consensus (sans relaxation)
h) Segmentation consensus (après relaxation)

Fig. 2 : Fusion des segmentations sur "bruit2"



1) Image originale "irm"
2) à 8) Segmentations primaires
9) Segmentation consensus sans relaxation
10) Segmentation consensus après relaxation

Fig. 3 : Fusion des segmentations sur "irm"



Fig. 2g donne le résultat de la fusion de ces quatre segmentations en prenant le maximum de degré d'appartenance au niveau de chaque pixel sans l'étape de d'étiquetage relaxé (segmentation consensus sans relaxation). On constate que seules les régions principales de l'image sont mises en évidence (la plupart des régions floues issues de la première étape disparaissent), mais que certaines régions, et notamment le fond, ne sont pas connexes. L'application de l'étiquetage relaxé permet d'éliminer certaines erreurs notamment sur la région carrée (Fig. 2h).

Exemple 2

Le deuxième exemple présenté ici concerne l'image "irm" de la banque d'images du GdR 134 (cf. Fig. 3). Les segmentations ont été obtenues par différents laboratoires dans le cadre d'un projet de comparaison de méthodes de segmentation "région" [GdR-95]. L'image 1 représente l'image originale où un recadrage linéaire de la dynamique des niveaux de gris a été utilisé afin d'augmenter le contraste de l'image. Les segmentations sont représentées par les contours des régions superposés à l'image originale. La segmentation 2 a été obtenue par une méthode de corrélation d'histogrammes (source ETIS-ENSEA). Les segmentations 3,4 et 5 sont obtenues par la méthode de classification de Nakagawa avec les paramètres 256, 64 et 32 respectivement. Les deux segmentations en 6 et 7 sont obtenues par la méthode de classification de Fisher avec 5 et 6 classes respectivement (source TIMC). La segmentation 8 est obtenue par une méthode de relaxation supervisée (source INRIA). La fusion de ces 7 segmentations donne la segmentation consensus donnée en 9 (sans relaxation). Chacune des segmentations de départ présente des erreurs dans certaines parties de l'image. Par exemple, dans la segmentation 3 il y a une sur-fusion de régions. Certaines parties de l'intérieur de l'objet ont été fusionnées avec le fond. Par contre dans les deux segmentations en 6 et 7 le fond a été sur-segmenté. La segmentation consensus semble réduire les erreurs de chacune des segmentations de départ. L'étiquetage relaxé améliore le résultat de la fusion en réduisant les ambiguïtés locales et en rendant les frontières des régions plus lisses (image 10).

Exemple 3

Le dernier exemple concerne la segmentation d'une image couleur "grains" obtenue par microscopie. Dans chacun des plans (rouge, vert et bleu) on effectue une fusion de 5 segmentations obtenues par la même technique de croissance de régions utilisée dans l'exemple 1 en prenant cinq seuils différents de fusion de régions. Les segmentations consensus sont données en Fig. 4 (a, b et c respectivement). On constate que dans chacun des plans certaines régions ne peuvent pas être mises en évidence car leur contraste est faible avec les régions voisins. Par contre le consensus effectué entre toutes les segmentations obtenues dans les trois plans (rouge, vert et bleu) (Fig. 4d) parvient à séparer presque toutes les régions de l'image. En effet, l'information manquante dans chacun des plans a été obtenue par le recours aux autres plans.

Ces exemples montrent bien l'intérêt de la technique de fusion dans le cas où nous avons affaire à des résultats complémentaires en segmentation. Le résultat consensus masquera ainsi les lacunes de chacun de ces résultats.

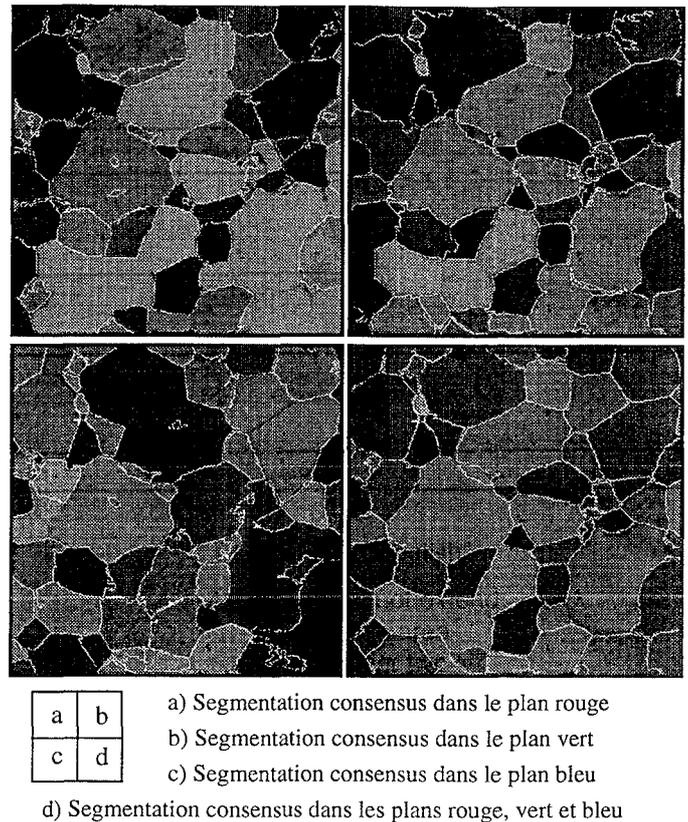


Fig. 4 : Fusion des segmentations sur "grains"

V - Conclusion

La technique de fusion présentée intègre les informations dérivées de plusieurs segmentations de l'image pour en extraire une segmentation consensus. Elle opère sans l'intervention d'une information haut-niveau ni le recours à l'image originale. Elle n'est pas une technique de segmentation à part entière, mais elle constitue un module d'intégration dans un processus d'analyse d'image. Plusieurs algorithmes simples de segmentation (comme les techniques de croissance de régions ou de division-fusion) peuvent opérer en parallèle sur l'image, et envoyer leurs résultats vers le module d'intégration qui en extrait un résultat consensus.

VI - Références

- [CHU-93] Chu C. C., Aggarwal J. K., "The integration of image segmentation maps using region and edge information", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, no. 12, pp. 1241-1252, December 1993.
- [DUB-86] Dubois D., Jaulent M. C., "A statistical approach to the synthesis and the analysis of fuzzy regions in digital pictures", Rapport L.S.I. (Langages et Systèmes Informatiques), pp. 16-33, n° 244, mai 1986.
- [GdR-95] COCQUEREZ J. P., PHILIPP S. ed. "Analyse d'images : filtrage et segmentation", MASSON, à paraître sept. 95.
- [HAR-85] Haralick R. M., Shapiro L. G., "Survey, Image segmentation techniques", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 29: 100-132, 1985.
- [HOR-74] Horowitz S. L., Pavlidis T., "Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure", Conf. on Pattern Recognition, Copenhagen, Août 1974.
- [ROS-76] Rosenfeld A., Hummel R., Zucker S., "Scene labeling by relaxation algorithms", IEEE Trans. on SMC-6, pp. 420-433, 1976.