

Segmentation floue d'images couleur

Sylvie PHILIPP-FOLIGUET, Marcelo Bernardes VIEIRA

ETIS, UPRESA 8051

6 avenue du Ponceau

95014 Cergy Cedex

philipp@ensea.fr

Résumé – Nous proposons dans cet article un algorithme permettant d'obtenir des régions floues à partir d'images monochromes ou couleur. Les régions floues se chevauchent, ont des cœurs déterminés automatiquement dans les minimums locaux des normes du gradient ; les degrés d'appartenance, fondés sur la distance topographique décroissent fortement dès qu'un contour est rencontré. Outre la segmentation nette, qu'on peut obtenir en « defuzzifiant » la segmentation floue, la principale application de cet algorithme réside dans les régions floues elles-mêmes qui pourront être employées pour de la reconnaissance de formes ou de l'indexation d'images

Abstract – *The algorithm proposed in this paper aims at obtaining fuzzy regions from monochromatic or colour images. Fuzzy regions overlap, their core are automatically determined in the local minimums of the gradient norms. The membership degrees, based on the topographic distance, strongly decrease as soon as an edge is encountered. A first application is the crisp segmentation obtained after defuzzification of fuzzy segmentation. But the main application is the fuzzy regions themselves, which can be employed for pattern recognition or image indexing.*

1. Introduction

La segmentation d'image est définie comme une division de l'image en régions, qui sont des ensembles nets (par opposition aux ensembles flous). Il y a un choix univoque pour chaque site d'appartenir ou pas à chaque région. Mais un pixel dans « le centre » d'une région homogène, appartient certainement beaucoup plus à cette région que des pixels agglomérés à la fin d'une croissance de régions par exemple. Et un pixel près d'un contour n'est certainement pas dans la même région qu'un pixel placé de l'autre côté de ce contour. Afin de modéliser cette connaissance, nous proposons de construire des régions qui ne sont plus des ensembles nets, mais des ensembles flous, avec pour chaque site de l'image un degré d'appartenance à chaque région.

2. Segmentation en régions floues

2.1 Segmentation floue

Pour traiter des valeurs entières, et sans nuire à la généralité, on supposera que les degrés d'appartenance aux régions floues sont compris entre 0 et 255, ils vaudront 255 pour les sites du cœur et 0 pour les sites extérieurs au support de la région.

définition Soit une image de N sites. On appellera **segmentation floue** un ensemble de M régions floues (ensembles flous) R_j tel que si μ_{ij} est le degré d'appartenance du site s_i à la région R_j , alors :

$$F1. \quad \forall i, \forall j, \mu_{ij} \in [0, 255]$$

$$F2. \quad \forall j \sum_i \mu_{ij} \in]0, 255 \times N[$$

Le deuxième axiome signifie qu'une région floue doit être non vide et non complète.

Cette définition est basée sur la définition de Ruspini d'une partition floue [14], mais sans le troisième axiome qui impose que, pour chaque site, la somme des degrés d'appartenance à toutes les régions soit égale à 255.

On trouve dans la littérature la terminologie « segmentation floue » [2], mais sans définition précise, s'appliquant à du seuillage flou [10] [4], de la classification pixellaire floue basée sur l'algorithme des C-moyennes floues [1] [3], de la croissance de régions [9], ou des règles floues [17].

Nous avons proposé dans [11] un premier algorithme conduisant à une segmentation floue, basée sur la distance topographique entre pixels. Nous précisons ici deux variantes de cet algorithme et proposons une extension aux images couleur.

2.2 Distance topographique

Soit f une image définie sur l'ensemble de sites Ω .

On note $\mu_R(x)$ le degré d'appartenance du site x à la région R .

La distance topographique [11] entre deux sites p et q de la région R est définie par l'expression (1) où le minimum est pris sur tous les chemins 4-connexe, joignant p et q et inclus dans R .

$$\pi = \{p = p_1, p_2, \dots, p_{n_\pi} = q\}, \quad p_i \in R.$$

$$T(p, q) = \min_{\pi} \sum_{i=2}^{n_\pi} k |f(p_i) - f(p_{i-1})| + d_1(p_i, p_{i-1}) \quad (1)$$

où d_1 est la distance L_1 et k est une constante positive qui vaudra en principe 1, mais qui pourra prendre d'autres valeurs si la quantification est différente pour les sites et les gradients.

Nous avons montré dans [11] que cette définition correspond bien à une distance. La distance topographique

d'un site au cœur d'une région floue est alors le minimum des distances topographiques à tous les sites du cœur.

3. Algorithme

Afin d'obtenir une segmentation en régions qui prenne en compte l'information de gradient, notre algorithme s'exécute sur une image des normes du gradient et effectue une croissance de régions en simulant l'inondation de l'image comme l'algorithme de la ligne de partage des eaux [8][18]. Chaque minimum local de la norme du gradient est un germe de région, qui sera le cœur d'une région floue. Au fur et à mesure de l'inondation, les sites sont agrégés aux supports des régions. Un degré d'appartenance aux régions floues est attribué en fonction de la distance topographique au cœur de la région.

Dans la segmentation nette, la croissance d'une région s'arrête quand elle rencontre une autre région, tandis que nous poursuivons cette croissance, autorisant le chevauchement des supports des régions floues.

L'algorithme comprend trois parties : simulation de l'inondation, fusion des bassins versants et calcul des degrés d'appartenance. La différence entre les deux variantes réside dans l'ordre dans lequel sont effectuées les deux dernières étapes (cf. fig. 1).

3.1 Création des supports des régions floues

Les pixels sont d'abord triés par ordre croissant de leur norme du gradient. Les pixels de niveau h sont ajoutés aux bassins calculés jusqu'au niveau $h-1$ ou forment un nouveau bassin.

Le problème de l'initialisation des bassins est délicat, parce qu'il fixe le nombre de régions. Nous avons procédé comme l'algorithme d'Andrade [6] qui construit des germes de région pendant l'inondation de l'image : chaque minimum local de l'image de gradient constitue un cœur de région. Ceci conduit à un très grand nombre de régions (cf. Fig 2b), qui seront éventuellement fusionnées, au moment où elles entrent au contact, comme expliqué au paragraphe suivant.

Au niveau h , les supports des régions floues existantes sont étendues, par dilatation conditionnelle des supports des régions au niveau $h-1$, conditionnellement au niveau h . À chaque dilatation de niveau h , chaque pixel ayant au moins un voisin déjà étiqueté est traité. Les étiquettes d'un pixel dépendent des étiquettes de leurs voisins. Si tous les voisins ont la même étiquette, le pixel prendra cette étiquette. S'il y a au moins deux étiquettes différentes, le pixel prendra l'une des étiquettes et les deux régions seront candidates à la fusion. Les dilatations sont répétées jusqu'à ce que tous les pixels qui ont au moins un voisin déjà étiqueté soient étiquetés. Une nouvelle étiquette de bassin est affectée à chaque ensemble connexe de pixels n'ayant aucun voisin étiqueté.

Les structures de données utilisées sont les mêmes que dans [18] :

- une image d'étiquettes
- une image des distances géodésiques (dans Ω) au cœur de la région. Cette image identifie les pixels des différentes dilatations effectuées à un même niveau.
- une file d'attente FIFO (premier entré premier sorti) qui stocke les dilatations successives.

3.2 Fusion de régions

Nous avons employé la méthode de fusion des bassins versants proposée dans [6] pour supprimer les minimums locaux non significatifs. Au moment où deux bassins entrent en contact, l'aire (nombre de pixels) et la profondeur (norme du gradient du cœur) des deux bassins sont examinés : si pour l'un des bassins, l'un ou l'autre de ces attributs est inférieurs à des seuils déterminés, le bassin le plus profond absorbe l'autre.

Cette méthode suppose que tous les pixels du niveau courant aient été intégrés au support de la région, c'est-à-dire que toutes les dilatations des bassins du niveau courant aient été effectuées, afin que l'aire totale soit prise en compte dans la fusion.

Un bassin absorbé n'absorbe jamais un autre bassin.

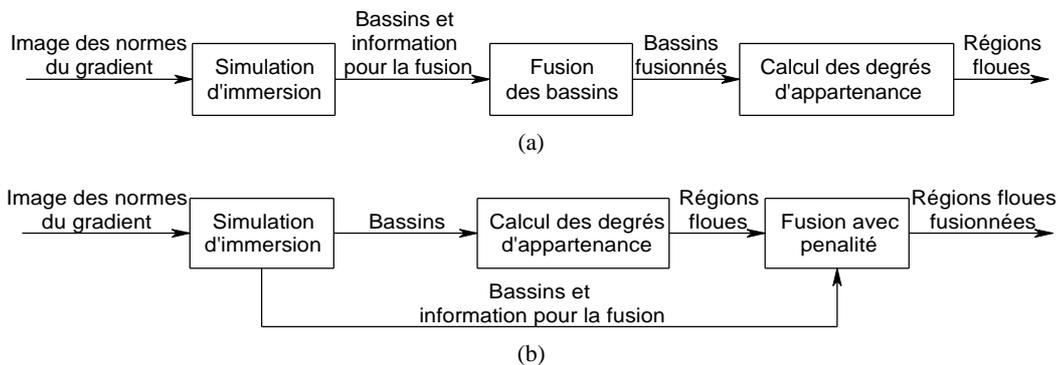


Fig 1 : Les deux variantes de l'algorithme

- (a) calcul des degrés d'appartenance sur les bassins fusionnés
- (b) calcul des degrés d'appartenance sur les bassins originaux, puis application de la pénalité.

3.3 Calcul des degrés d'appartenance

La dernière étape consiste à calculer les degrés d'appartenance aux régions. En nous basant sur la distance topographique au cœur, noté $H(R)$, le degré d'appartenance du pixel y à la région R se déduit de l'équation (1) :

$$\mu_R(y) = \max_{x \in H(R)} \{0, 255 - k(f(y) - f(x)) - d_1(x, y)\} \quad (2)$$

La différence entre les deux variantes de l'algorithme réside dans le calcul des degrés d'appartenance des pixels après la fusion des régions floues.

Dans la première variante, les degrés d'appartenance sont recalculés après la phase d'inondation et de fusion des supports des régions (Fig 1 a). Ils sont donc calculés comme la distance topographique par rapport à un cœur, qui est en général multimodal (comportant plusieurs composantes connexes, issues de plusieurs bassins versants ayant fusionné).

Dans la deuxième variante, les distances topographiques aux cœurs des bassins versants avant fusion sont conservés, mais une pénalité est attribuée aux pixels de la région absorbée, afin de conserver les degrés d'appartenance les plus forts aux pixels de cœur de la région absorbante. Le degré d'appartenance d'un pixel d'une région absorbée est ainsi modifié :

$$\mu(y) \leftarrow \mu(y) - |f_C - f_A|$$

f_C est le niveau du fond du bassin contenant y ,

f_A est niveau de fond du bassin absorbant.

Si les deux cœurs ont le même niveau, la pénalité vaut zéro et le cœur est multimodal.

4. Résultats

L'extraction des régions floues s'effectue à partir d'une image de norme des gradients. La qualité de cette image est importante pour le résultat. La méthode de calcul du gradient sur des images couleur la plus utilisée est celle de Di Zenzo [7], c'est celle que nous employons. Les gradients marginaux (calculés sur chaque canal couleur séparément) sont calculés par le détecteur de Shen-Castan [16], qui a l'avantage d'être précis et rapide. Seules les normes des gradients sont nécessaires en entrée de notre algorithme. Di Zenzo propose de prendre comme valeur de la norme du gradient le maximum de la forme fondamentale $dF^2 = (\partial f / \partial x) dx + (\partial f / \partial y) dy$. Nous avons opté, comme Shapiro [15] de prendre la racine carrée de la différence entre le maximum et le minimum de cette forme fondamentale. Dans le cas d'une image monochrome, on prend simplement la norme du gradient calculée par l'opérateur de Shen-Castan par exemple.

Pour visualiser les résultats, nous avons « défuzzifié » la segmentation floue, en affectant chaque pixel à la région pour laquelle il a le plus grand degré d'appartenance. On obtient ainsi une segmentation nette, tout à fait comparable à celle obtenue avec d'autres algorithmes (voir une comparaison sur des images monochromes dans [12]).

La figure 2a présente une image de cristallographie couleur. Après extraction automatique des bassins versants, initialisés sur chaque minimum local de la norme du gradient, on obtient 15847 bassins (fig 2b) et 67 régions floues après

fusion, avec des seuils sur l'aire de 140 et sur la profondeur de 7, k est toujours pris égal à 1 dans nos tests. Les figures 2c-e comparent les deux variantes de l'algorithme. La variante avec pénalité s'est toujours révélée la meilleure.

La figure 3 montre l'influence des paramètres de seuils sur la taille et la profondeur des bassins pour la fusion. Le seuil sur l'aire est en général aisé à régler, en fonction de la taille des régions, ou du niveau de détail que l'on souhaite. Le deuxième est plus délicat, car lié au contraste entre régions voisines. Dans nos essais sur une dizaine d'images, il est toujours compris entre 2 et 14, ce qui constitue un intervalle assez réduit.

L'intérêt principal de l'algorithme réside dans les régions floues créées, qui pourront être utilisées pour de la reconnaissance des formes ou de l'indexation d'images. Rosenfeld [13] a étendu aux ensembles flous un certain nombre d'attributs géométriques fréquemment utilisés en reconnaissance des formes.

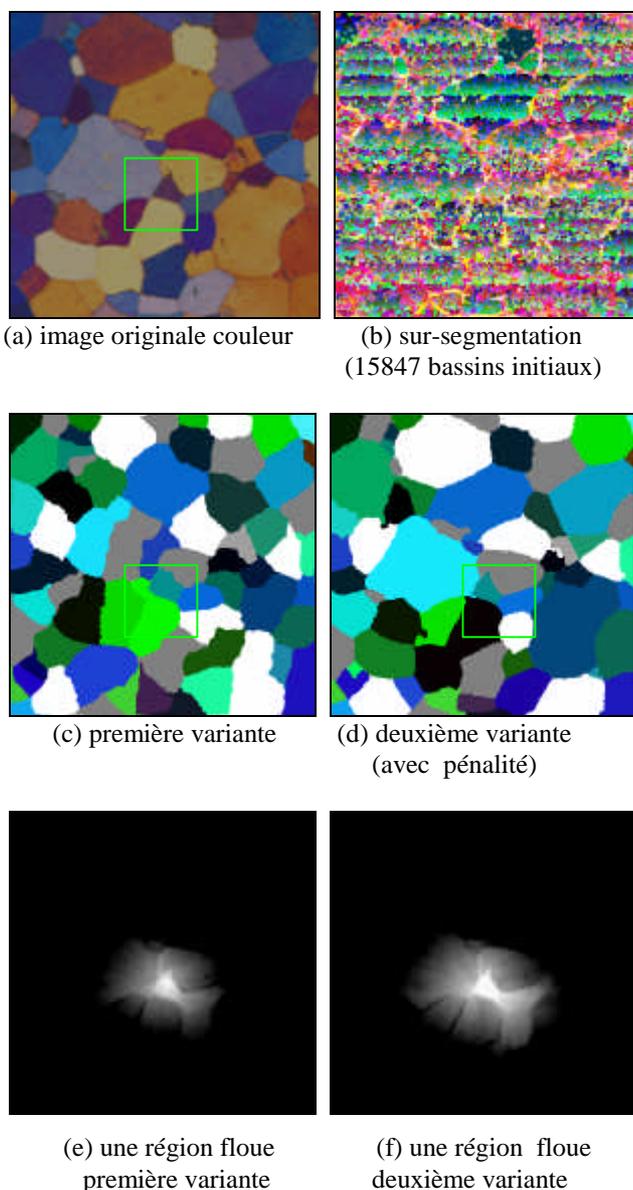
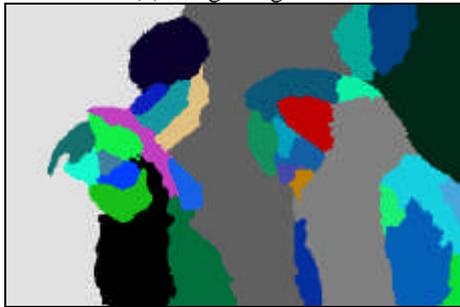


Fig. 2 : Image de cristallographie



(a) image originale



(b) 34 régions aire = 100, profondeur = 9



(c) 23 régions aire = 300, profondeur = 10

Fig. 3 Comparaison de deux jeux de seuils

5. Conclusion

Nous avons proposé un algorithme d'élaboration de régions floues, le premier du genre à notre connaissance.

Il effectue une croissance de régions initialisée par une image des normes de gradient. Il intègre donc les avantages des approches région et contour de la segmentation d'image : obtention de régions fermées et segmentation complète de l'image avec contrainte sur les bords des régions par les fortes valeurs de gradients.

Cet algorithme s'applique aussi bien à des images couleur que monochromes. Il ne nécessite aucune image de germes de régions, puisque celles-ci sont créées dynamiquement. Le nombre de régions n'est donc pas fixé à l'avance. Les seuls paramètres intervenant dans l'algorithme sont liés à la taille des régions que l'on souhaite obtenir, et à un seuil de tolérance sur la norme du gradient, qui dépendra du bruit ou de la variation colorimétrique entre régions. Ce deuxième seuil variant dans une plage assez réduite peut être réglé après quelques essais.

Des deux variantes que nous avons proposées, celle où l'on applique une pénalité aux degrés d'appartenance des pixels des régions absorbées lors de la fusion nous apparaît la meilleure, c'est celle que nous adopterons dans nos applications futures.

L'intérêt de cette méthode n'est pas dans la segmentation, puisqu'on n'obtient pas une partition nette de l'image, mais dans les régions floues elles-mêmes. Ces ensembles flous sont en effet très appréciables, tant en reconnaissance des formes qu'en indexation d'images, puisque dans ces deux domaines, on n'a pas besoin d'une segmentation précise, mais bien de pouvoir calculer des attributs sur des zones de l'image, même si les contours en sont imprécis.

Références

- [1] J.C. Bezdek, *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*, Plenum Press, New York, 1981.
- [2] J.C. Bezdek, J. Keller, Krisnapuram, S. K. Pal, *Fuzzy models and algorithms for pattern recognition and image processing*, ed. Kluwer, 2000.
- [3] N. Boujema, G. Stamon, J. Lemoine, *Fuzzy iterative image segmentation with recursive merging*. SPIE 1818, Visual communication and image processing, 1271-1281, 1992
- [4] H.D. Cheng, Y-H. Chen, *Fuzzy partition of two-dimensional histogram and its application to thresholding*. Pattern Recognition 32, 825-843, 1999.
- [5] J-P. Cocquerez, S. Philipp, *Analyse d'images: filtrage et segmentation*, ed. Masson, Paris, 1995.
- [6] M.C. De Andrade, G. Bertrand, A.A. Araujo, *Segmentation of microscopic images by flooding simulation: A catchment basins merging algorithm*. Proc. of the IST/SPIE Symp. on Electronic Imaging, Science & Technology, San Jose-CA, USA, 1997.
- [7] S. Di Zenzo, *A note on the gradient of a multi-image*. CVGIP: Graphics and image processing 33, 116-125, 1986
- [8] F. Meyer, *Topographic distance and watershed lines*, Signal Processing, 38, 113-125, 1994.
- [9] A. Moghaddamzadeh, N. Bourbakis, *A fuzzy region growing approach for segmentation of color images*. Pattern Recognition, 30 (6), 867-881, 1997.
- [10] N. R. Pak, S. K. Pal, *A review on image segmentation techniques*, Pattern Recognition 26 (9), 1277-1294, 1993.
- [11] S. Philipp-Foliguet, *Segmentation d'images en régions floues*, Rencontres francophones sur la logique floue et ses applications, La Rochelle, 189-196, oct. 2000
- [12] S. Philipp-Foliguet, M. B. Vieira, A. de Albuquerque Atrajou, *Segmentation into fuzzy regions using topographic distance*, Sibgrapi 2001, Florianopolis, Brésil, oct. 2001
- [13] A. Rosenfeld, *The fuzzy geometry of image subsets*. Pattern Recognition Letters 2, 311-317, 1984.
- [14] E.H. Ruspini, *A new approach to clustering*. Information and Control 15 (1), 22-32, 1969.
- [15] G. Sapiro, *Colour snakes*, CVIU 68 (2), 247-253, 1997
- [16] J. Shen, S. Castan, *An Optimal Linear Operator for Step Edge Detection*. CVGIP 54, 112-133, 1992.
- [17] A. Steudel, M. Glesner, *Fuzzy segmented image coding using orthonormal bases and derivative chain coding*. Pattern Recognition 32, 1827-1841, 1999.
- [18] L. Vincent, P. Soille, *Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulation*. IEEE Trans on PAMI, 13 (6), 563-598, 1991.