

Nouveau détecteur d'objets couleur et multi/hyperspectral, application à l'extraction de cellules mitotiques

Audrey LEDOUX, Noël RICHARD, Anne-Sophie CAPELLE-LAIZÉ, Christine FERNANDEZ-MALOIGNE

Université de Poitiers, XLIM-SIC UMR CNRS 7252, Bd Marie et Pierre Curie,
Téléport 2, 86962 Futuroscope Cedex, France.
Tél: +33 (0)5 49 49 74 92, Fax: +33 (0)5 49 49 65 70
prenom.nom@univ-poitiers.fr

Résumé – Nous proposons une nouvelle méthode d'extraction d'objets dans des images couleur et multi/hyperspectrales à partir de gabarits spatio-colorimétriques. Cette méthode originale est robuste aux variations en forme et en contraste. Son écriture est pleinement vectorielle et générique ; elle est adaptée au traitement des images de la couleur au multi/hyperspectrale en adaptant la fonction de distance aux données. L'application de ce nouveau détecteur d'objets sur les images médicales couleur et multispectrales de la base MITOS montre son efficacité pour la détection d'objets ayant des variations simultanées en forme et en contraste dans leur espace nD de représentation.

Abstract – We propose a new method to extract objects from spatio-colorimetric template in colour and multi/hyperspectral images. This new method is robust to shape variations and contrast variations. Its writing is vectorial and generic; it is suitable for multi/hyperspectral image processing adapting the distance function to the data. The application of this new object detector on medical image database MITOS shows its efficiency for the object detection with changes in form and in contrast.

1 Introduction

L'extraction d'objets est un outil très largement utilisé en traitement d'image. La *transformée en tout ou rien* est une des premières approches développées en binaire. Différentes extensions en niveaux de gris ont été proposées. Parmi celles-ci le MOMP (Multiple Objects Matching using Probing) développée par Barat [2] permet d'extraire des objets à l'aide d'un gabarit. Ce gabarit autorise une variation simultanée en forme et en contraste entre les objets trouvés et l'objet recherché grâce à l'utilisation d'éléments structurants non-plats. Dans des travaux précédents [4], nous avons montré que le passage du niveau de gris à la couleur ou au domaine multi/hyperspectrale est possible uniquement grâce aux écritures de morphologie mathématique basées sur des fonctions de distances et des coordonnées de convergence. Dans cet article, nous montrons que notre approche permet d'adapter facilement les paramètres de l'algorithme à l'objet recherché, que ce soit dans des images couleur ou multi/hyperspectrales. Le cadre d'application est la détection de cellules mitotiques. Les images utilisées sont celles de la base "MITOS dataset" [11], les mêmes tissus ont été acquis en couleur et en multispectral. Nous présentons dans cet article la formulation mathématique du détecteur, basée sur la morphologie mathématique. Nous discutons de la définition des paramètres pour construire le gabarit. Mais également du choix de la distance à utiliser pour l'extension au domaine multi/hyperspectral. Enfin, nous commentons les résultats obtenus avec le détecteur sur les images couleur et multispectrales de la base MITOS.

TABLE 1 – Notations

$x = (i, j)$	Coordonnées spatiales du pixel x
C_x	Coordonnées couleur du pixel x
f, \mathcal{D}_f	Fonction ou image et son domaine de définition spatial
f^r	Réfléchi de f , $f^r = f(-x)$
g, \mathcal{D}_g	Élément Structurant (ES) et son domaine de définition spatial
g', g''	ES pour la <i>transformée tout ou rien</i>
Δ	Distance entre les ES g' et g''
$\delta_\alpha, \varepsilon_\alpha, \eta_\alpha$	Dilatation, érosion et <i>transformée en tout ou rien</i> pour les images binaires ($\alpha = \mathfrak{b}$), niveaux de gris ($\alpha = \mathfrak{g}$), couleur et multi/hyperspectrales ($\alpha = \mathfrak{c}$)
$\overset{+}{\underset{\mathfrak{c}}{\mathfrak{c}}}, \overset{-}{\underset{\mathfrak{c}}{\mathfrak{c}}}$	Addition et soustraction pour des coordonnées couleur et multi/hyperspectrales
$O^{+\infty}, O^{-\infty}$	Coordonnée couleur de convergence de la dilatation et de l'érosion

2 L'algorithme CMOMP

La *transformée en tout ou rien* est un extracteur de formes développé en binaire [9]. Elle permet de détecter un objet en tenant compte de sa forme et de celle de son fond associé. L'extension en niveaux de gris n'est pas unique, divers auteurs ce sont intéressés à cette écriture. Certaines écritures sont une adaptation des données afin d'appliquer l'algorithme binaire [6, 7], mais ce type de méthodes ne peut pas être adapté

aux données couleur et multi/hyperspectrales. Certains auteurs ont développé des algorithmes adaptés aux images niveaux de gris [8, 3, 10]. Pour cela ils se sont appuyés sur l'écriture en niveaux de gris des opérateurs de base de la morphologie mathématique que sont la dilatation (eq. 6) et l'érosion (eq. 7). Ces opérateurs sont construits sur le principe de la recherche d'un maximum/minimum dans une image f dans le voisinage, de chaque pixels x , défini par un élément structurant noté g .

$$\varepsilon_g(f, g) = \bigwedge_{x \in D_f, y \in D_g} (f(x+y) - g(y)) \quad (1)$$

$$\delta_g(f, g) = \bigvee_{x \in D_f, y \in D_g} (f(x+y) + g(y)) \quad (2)$$

Cependant ce premier groupe d'auteurs utilise soit des éléments structurant plats soit un unique élément structurant non-plat¹, ces écritures permettent par conséquent la détection d'objets précis (en forme et en contraste). Une dernière partie des auteurs utilisent un couple d'éléments structurants non-plats différents. Ce couple d'éléments structurants non-plats permet d'autoriser une variation entre les objets à trouver. La première méthode permet de détecter des objets de même forme avec un contraste pouvant varier [1]. Enfin la méthode que nous avons retenue est la méthode de Barat [2], appelée MOMP (Multiple Objects Matching using Probing), elle permet d'avoir simultanément une tolérance en forme et en contraste.

La technique du MOMP est un palpage de l'image (voir figure 1) à l'aide de deux éléments structurants non-plats. L'élément structurant supérieur g'' est au-dessus de la fonction et l'élément structurant inférieur g' est en dessous. Les éléments structurants sont translétés le long de la fonction/image en étant au plus près d'elle. Lorsque la distance entre les éléments structurant est inférieure à Δ (Δ étant la distance à l'origine entre les deux ES au repos) en une position de la fonction/image alors l'objet est trouvé. En considérant g le gabarit formé par les deux éléments structurants ($g = \{g', g''\}$), la transformée MOMP s'écrit sous la forme :

$$MOMP(f, g) = \delta_g(f, (-g'')^r) - \varepsilon_g(f, (g')^r) \quad (3)$$

avec g^r le réfléchi de g , $g^r = g(-x)$.

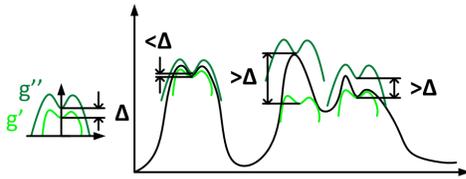


FIGURE 1 – Principe de la transformée MOMP. L'objet est trouvé lorsque la distance entre les deux éléments structurants translétés le long de la fonction/image est inférieure à Δ

1. Un élément structurant non-plat est égal à $-\infty$ en dehors de son support spatial et peut prendre n'importe quelle valeur finie sur son support spatial. L'élément structurant plat est égal à '0' sur son support spatial et à $-\infty$ en dehors de son support spatial.

Dans [4] nous montrons comment étendre la transformée MOMP aux images couleurs. Elle est nommée CMOMP pour "Color MOMP" et est construit à partir d'une nouvelle écriture de morphologie mathématique où la recherche de maximum/minimum est basée sur une fonction de distance et sur des coordonnées de convergence. Cette construction permet l'écriture d'éléments structurants non-plats dans des espaces de dimension supérieure aux images en niveaux de gris (couleur ou multi-hyperspectral). En considérant les coordonnées de convergence de l'érosion $O^{-\infty}$ et de la dilatation $O^{+\infty}$, le minimum pour l'érosion (eq. 4) et le maximum pour la dilatation (eq. 5) entre deux coordonnées C_x et C_y sont définis à l'aide d'une fonction de distance $\|\vec{\cdot}\|$.

$$C_x \preceq C_y \Leftrightarrow \|\overrightarrow{C_x O^{-\infty}}\| \leq \|\overrightarrow{C_y O^{-\infty}}\| \quad (4)$$

$$C_x \succeq C_y \Leftrightarrow \|\overrightarrow{C_x O^{+\infty}}\| \leq \|\overrightarrow{C_y O^{+\infty}}\| \quad (5)$$

Pour la dilatation, la coordonnée couleur ou multi/hyperspectral est défini comme maximale si elle est plus proche de la coordonnée de convergence de la dilatation $O^{+\infty}$. Pour l'érosion, la coordonnée couleur ou multi/hyperspectral est défini comme minimale si elle est plus proche de la coordonnée de convergence de l'érosion $O^{-\infty}$. Les expressions (4) et (5) assure une convergence linéaire vers les coordonnées de convergence choisies mais elles ne permettent pas la construction d'un ordre total nécessaire pour la morphologie mathématique. D'autres contraintes sont ajoutées pour palier à ce problème, cependant la description et la validation de l'ordre total n'étant pas le sujet de cet article nous ne rentrons pas dans les détails. Néanmoins en utilisant l'ordonnancement basé distance, l'écriture de la morphologie mathématique couleur ou multi/hyperspectrale obtenue découle de l'écriture niveaux de gris :

$$\varepsilon_c(f, g) = \bigwedge_{x \in D_f, y \in D_g} (f(x+y) - g(y)) \quad (6)$$

$$\delta_c(f, g) = \bigvee_{x \in D_f, y \in D_g} (f(x+y) + g(y)) \quad (7)$$

Cette écriture de morphologie mathématique est générique est adaptant la fonction de distance et les coordonnées de convergence à l'espace de représentation des images. Ainsi à l'aide de cette écriture, l'écriture du MOMP est également extensible aux images multi/hyperspectrales (eq. 8). Cependant le choix de la distance permettant de déterminer le maximum ou le minimum est important.

$$CMOMP(f, g) = \delta_c(f, (-g'')^r) - \varepsilon_c(f, (g')^r) \quad (8)$$

$$= \bigvee_{x \in D_f, y \in D_g} \left\{ f(x-y) - \underset{c}{g''}(y) \right\} - \bigwedge_{x \in D_f, y \in D_g} \left\{ f(x-y) - \underset{c}{g'}(y) \right\} \quad (9)$$

3 Choix de la distance

Nous avons vu précédemment que pour pouvoir étendre l'algorithme MOMP à la couleur ou au domaine multi/hyperspectral, la détermination d'un maximum et d'un minimum parmi

les valeurs des pixels de l'image est nécessaire. Pour cela la méthode utilisée requiert le calcul d'une distance entre les coordonnées de convergences et les coordonnées de pixels. Le choix de la distance doit être adapté à l'espace de représentation des valeurs des pixels.

Pour la couleur, les seules distances valides sont les métriques de la famille ΔE . Ces métriques sont validées par la CIE (Commission Internationale de l'Éclairage) d'un point de vue perceptuel. Dans un précédent travail nous avons montré que la métrique ΔE est la plus adaptée à l'écriture morphologique [5]. Cette métrique est donc choisie pour déterminer le maximum et le minimum pour les opérateurs de dilatation et d'érosion.

Pour le domaine multi/hyperspectral, la littérature montre qu'il existe un nombre important de métriques permettant de comparer deux distributions mais aucune valide perceptuellement ou physiquement. Afin de guider notre choix de métrique, nous avons mené des expérimentations basées sur l'étude de l'évolution du comportement des distances face à des évolutions linéaires simulant des transformations spectrales réelles. Parmi les métriques testées, il est ressorti que la métrique EMD (Earth Mover Distance) combinée à une différence d'énergie varie de la façon la plus proche de nos attentes. Le choix de cette métrique n'est cependant pas définitif. Il demande une étude plus poussée qui comparera la capacité de détection de l'algorithme MOMP multi/hyperspectral en fonction de différentes métriques.

4 Spécification du gabarit spatio-colorimétrique

L'intérêt du CMOMP réside dans sa capacité à spécifier l'objet recherché à partir de modèles spatio-colorimétriques. Le gabarit, construit par les éléments structurants ($g = \{g', g''\}$), détermine la forme cherchée. Les coordonnées de convergence ($O^{-\infty}$ et $O^{+\infty}$) des opérateurs morphologiques définissent l'orientation du gabarit dans l'espace de représentation (couleur ou multi/hyperspectral). Et un paramètre de sélectivité appelé Δ détermine la distance entre les hyper-surfaces des deux éléments structurants afin de définir la différence de contraste autorisée.

Pour construire un gabarit adapté à la recherche des cellules mitotiques, nous nous appuyons sur l'observation de 50 cellules mitotiques² (figures 2a à 2d). Les coordonnées de convergences sont choisies dans un premier temps manuellement. La coordonnée de convergence de la dilatation $O^{+\infty}$ est choisie comme la coordonnée médiane de celles des pixels appartenant aux cellules mitotiques et celle de l'érosion $O^{-\infty}$ est choisie comme la coordonnée médiane de celles des pixels présents autour des cellules mitotiques. Les coordonnées de convergence choisies sont celles de la figure 3a pour la couleur et celles de la figure 3b pour le multispectral. Nous choisissons une forme de gabarit sphérique pour pouvoir accepter toutes les formes et

orientations des cellules. Le plus petit élément structurant g' a un diamètre faible (9 pixels) et le plus grand élément structurant a un diamètre assez élevé (41 pixels) pour accepter toutes les tailles des cellules que nous avons observé. Le gabarit utilisé est celui de la figure 4b, celui-ci permet de détecter des cellules mitotiques de différentes tailles et formes. Enfin le paramètre de sélectivité est fixé automatiquement en utilisant la distance entre les coordonnées de convergence afin de tolérer les différences de texture à l'intérieur des cellules.

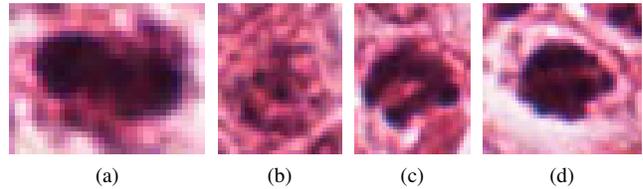


FIGURE 2 – Différentes cellules mitotiques

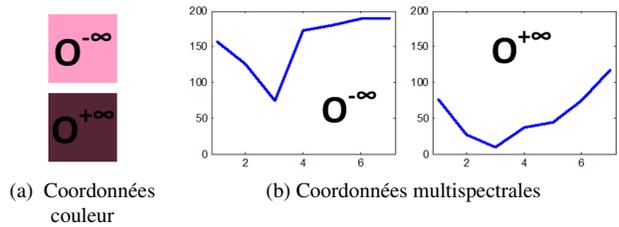


FIGURE 3 – Coordonnées de convergence

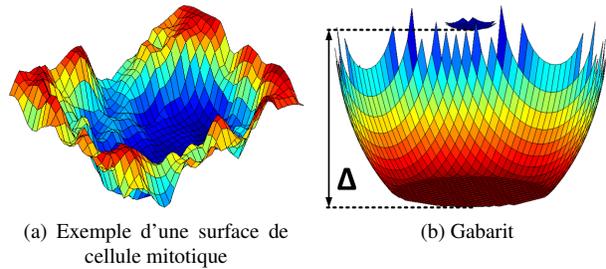


FIGURE 4 – Paramètres utilisés pour la fonction

5 Résultats

Nous présentons ici les résultats obtenus sur les images couleur puis sur les images multi-spectrales.

Le tableau 1 récapitule les pourcentages² de bonnes détections, non détections et fausses alarmes obtenues par le traitement des images couleurs. Le pourcentage de bonnes détections est de 100% : toutes les cellules identifiées par les experts sont détectées. Les résultats ne présentent aucune non-détection ce qui est important dans le cadre d'un diagnostic. Cependant un nombre important de faux positifs sont présents.

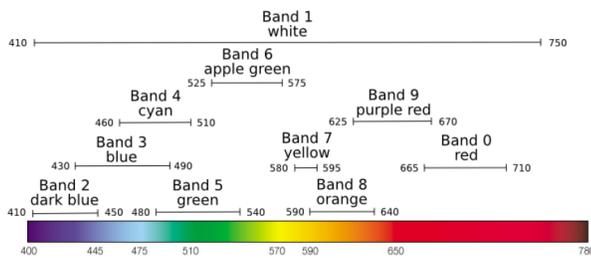
2. La base "Mitosis" a été expertisée par des médecins. Chaque image est accompagnée d'une vérité terrain.

Ce problème est induit par le procédé biologique qui fait ressortir les cellules mitotiques mais également les jeunes cellules. Il est ainsi nécessaire de mettre en œuvre un post-traitement permettant de distinguer ces deux types de cellules.

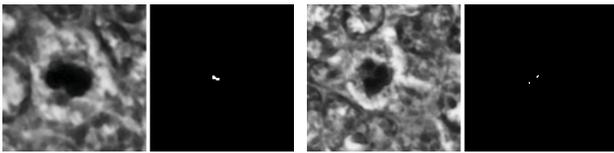
TABLE 2 – Pourcentage d’objets détectés pour l’algorithme MOMP couleur

Pourcentage d’objets ²	résultats du CMOMP		
	fausses alarmes	bonnes détections	non détections
	1990%	100%	0%

La figure 5a présente la répartition des différentes bandes, des images multispectrales fournies, sur le spectre lumineux. Les figures 5b et 5c montrent les marqueurs³ obtenus avec le MOMP multispectral. Ces résultats sont obtenus avec le même gabarit spatial utilisé en couleur mais en utilisant des coordonnées de convergence multispectrales issues de l’objet et du fond de l’image. Ils dévoilent la capacité du MOMP multispectral à extraire des objets ayant simultanément des variations en forme et en contraste par rapport à l’objet recherché.



(a) Correspondance entre numéro de bande et spectre lumineux



(b) Image multispectrale n°1 (bande n°3) et résultat associé

(c) Image multispectrale n°2 (bande n°3) et résultat associé

FIGURE 5 – Données et résultats pour le MOMP multispectral

6 Conclusion et perspectives

Grâce à une nouvelle écriture de morphologie mathématique couleur et générique, nous avons étendu l’algorithme MOMP de Barat [2] aux images couleur et multispectrales. L’intérêt majeur de cet outil est de permettre une conception facile d’un gabarit spatio-colorimétrique à partir d’exemples d’images ou de modèles théoriques. Le deuxième intérêt est de pouvoir intégrer directement la notion de sélectivité spatiale et en contraste (couleur ou nD) grâce à la distance entre les deux hyper sur-

faces du gabarit définies par les éléments structurants non-plats.

Nous nous sommes intéressés au problème, posé lors d’un concours, de la détection de cellules mitotiques. Les résultats obtenus en couleurs sont satisfaisants mais mettent en avant la complexité de séparation des cellules mitotiques et des jeunes cellules. Nous avons appliqué notre algorithme sur les images multispectrales issues du même concours, les résultats sont tout aussi prometteurs.

Références

- [1] G.J.F. Banon and S.D. Faria. Morphological approach for template matching. In *Proceedings of X Symposium on Computer Graphics and Image Processing (CGIP)*, pages 171–178. IEEE, 1997.
- [2] C. Barat, C. Ducottet, et al. Pattern matching using morphological probing. In *International Conference on Image Processing (ICIP)*, volume 1, pages 369–372. IEEE, 2003.
- [3] M. Khosravi and R.W. Schafer. Template matching based on a grayscale hit-or-miss transform. *Transactions on Image Processing*, 5(6) :1060–1066, 1996.
- [4] A. Ledoux, N. Richard, A.S. Capelle-Laizé, and C. Fernandez-Maloigne. Color hit-or-miss transform on dermatological images. In *Twentieth Color and Imaging Conference*, pages 164–169, 2012.
- [5] A. Ledoux, N. Richard, A.S. Capelle-Laizé, et al. “Limitations et comparaisons d’ordonnancement utilisant des distances couleur”, Presented at the XXIIIe Colloque GRETSI (Groupe d’Etudes du Traitement du Signal et des Images), 2011.
- [6] F. Odone, E. Trucco, and A. Verri. “General purpose matching of grey level arbitrary images”, *Proc. Visual Form*, 2001, pp. 573-582.
- [7] B. Raducanu and M. Grana. “A grayscale hit-or-miss transform based on level sets”, *Proc International Conference on Image Processing*, Vol. 2, 2000, pp. 931-933. IEEE.
- [8] C. Ronse. “A lattice-theoretical morphological view on template extraction in images”, *Proc. Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol. 7, No. 3, 1996, pp. 273-295.
- [9] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology*, volume I. Academic Press, 1982.
- [10] P. Soille. Advances in the analysis of topographic features on discrete images. In *Discrete Geometry for Computer Imagery*, pages 271–296. Springer, 2002.
- [11] IPAL UMI CNRS TRIBVN Pitié-Salpêtrière Hospital The Ohio State University. “mitosis detection in breast cancer histological images (mitos dataset)”. <http://ipal.cnrs.fr/ICPR2012/>.

2. Le pourcentage est en fonction du nombre d’objets à trouver.
3. Les marqueurs indiquent la position à laquelle l’algorithme détecte l’objet recherché.