

Caractérisation de formes de cellules par calcul d'un indicateur de dispersion

Kokou Assogba, Florence Cloppet-Oliva*

Laboratoire d'Etudes et de Recherche en Techniques Industrielles
Ecole Polytechnique d'Abomey-Calavi
Université d'Abomey-Calavi
01 B.P. 2009 COTONOU BENIN
Marc.assogba@math-info.univ-paris5.fr

*Laboratoire des Systèmes Intelligents de Perception
UFR de Mathématiques et d'Informatique
Université René DESCARTES (Paris V)
45, rue des Saints Pères
75006 PARIS

RÉSUMÉ : Nous présentons une méthode de caractérisation de formes de cellules basée sur l'extraction du squelette des cellules à partir d'images en niveaux de gris. Les cellules en niveaux de gris sont définies sur les images à partir du calcul d'un indicateur de dispersion comme critère de séparation. Une carte de distance euclidienne séquentielle signée est ensuite élaborée à partir des images résultant du calcul de l'indicateur de dispersion. Enfin, une méthode d'extraction du squelette basée sur un critère de connexité est adaptée aux cellules en niveaux de gris. La méthode a été appliquée à des images de cellules biologiques en vue de caractériser les modifications de formes des amibes.

ABSTRACT : We present a new method of shape characterisation of cells based on the skeleton extraction of cells in grey level image. The grey level cells are defined on images by computing a dispersion indicator to detect cells from the back ground of images. Then a signed sequential Euclidean distance map is elaborated and a method of extraction of the Euclidean skeleton based on connectivity criterion is adapted to the grey level cells. The method has been applied to biological cells in order to characterize shape changes of amoeba.

MOTS-CLÉS : caractérisation de formes, indicateur de dispersion, extraction du squelette, images en niveaux de gris.

KEYWORDS: shape characterisation, dispersion indicator, skeleton extraction, grey level images.

1. Introduction

La caractérisation de formes par l'extraction du squelette est d'une importance capitale dans maint domaines tels que la reconnaissance de caractères, la manipulation des bases de données ou l'analyse de formes en imagerie médicale. Le squelette est un moyen utile dans la description des formes [1]. L'extraction du squelette en imagerie médicale, permet de retenir les propriétés géométriques et topologiques essentielles à l'analyse de formes qui conduit à d'importantes décisions pour le compte du diagnostic ou du traitement de certaines maladies.

Afin de quantifier le comportement des cellules, une méthode de segmentation [2] a été développée à l'aide de contours actifs et fournit en résultat un contour polygonal fermé. Une méthodologie a été ensuite développée pour caractériser l'évolution de la forme des amibes en s'appuyant sur la notion de squelette, calculé par un diagramme de Voronoï Généralisé Simplifié : le réseau bissecteur [3]. La méthode donne des résultats très satisfaisants du fait qu'en jouant sur le degré d'approximation, on peut obtenir des niveaux de description du squelette plus ou moins détaillés comme le montre la figure 1.

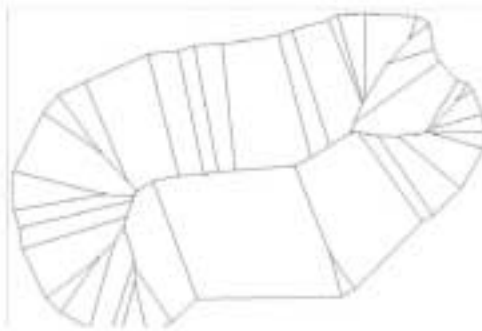


Figure 1 : description du squelette par le réseau bissecteur

Le réseau bissecteur s'avère un outil efficace et rapide pour caractériser les morphologies cellulaires.

Pependant, il semble presque impossible pour les méthodes dites "non-pixéliques" de préserver les détails de formes des cellules du moment où l'extraction du squelette est basée sur la localisation et la connexion de certains points critiques [4]. De plus, le fait que cette méthodologie fonctionne sur des images binaires obtenues après la segmentation, pose le problème de la perte d'informations liée à la binarisation.

Il est alors souhaitable de trouver une approche de squelettisation directe sur les cellules en niveaux de gris de manière à fournir aux biologistes l'information

morphologique quantitative fiable dont ils ont besoin. A cet effet, le travail en cours consiste à trouver une approche de squelettisation fonctionnant sur les régions en niveaux de gris tout en tenant compte des contours en vue d'une préservation de l'information. La section 2 présente le matériel et la méthode développée. Les résultats de ladite méthode sont présentés à la section 3. Les sections 4 et 5 présentent les discussions et la conclusion du travail.

2. Méthode

Le phénotype pathogénique des amibes est caractérisé par une mobilité et des déformations de membranes comme le montre la figure 2. Cette mobilité et ces déformations des cellules peuvent être à la base de nombreuses maladies. Ceci explique que nous nous soyons intéressés de façon spécifique aux images de cellules biologiques observées par microscopie en contraste de phase.

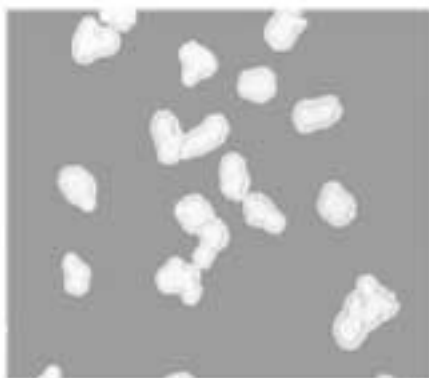


Figure 2 : image d'amibes observées par microscopie en contraste de phase

La méthodologie que nous avons développée est basée sur l'adaptation à des images en niveaux de gris d'une technique de squelettisation qui fonctionne sur des images binaires.

On peut retenir trois grandes techniques de squelettisation : les techniques basées sur les érosions successives, les techniques basées sur le calcul du diagramme de Voronoï (évoqué à la section 1) et les techniques basées sur l'élaboration des cartes de distances selon les différentes métriques (City block, Chess-board, Chamfer et Distances Euclidiennes dont celle de Danielsson). Les techniques d'érosions successives ne satisfont pas au critère d'invariance par rapport aux transformations géométriques (translation, rotation, échelle). Elles sont très coûteuses en temps de traitement. Les techniques de transformation de cartes de distances satisfont au critère d'invariance par rapport aux transformations géométriques et peuvent s'avérer très rapides lorsqu'elles

elles sont plus adaptées à la reconstitution des objets à partir des squelettes par rapport aux autres techniques.

2.1 Extraction du squelette sur les images binaires

La méthode de squelettisation doit pouvoir fonctionner sur une forme F et obtenir à partir de chaque pixel, l'information concernant sa position par rapport au point le plus proche du fond de l'image et permettre de définir la position de l'axe médian.

Soit F la forme plane d'une cellule dans une image I , C le contour de F et $S(F)$ le squelette de F . Soit P un point de F . S'il existe un point Q appartenant à C en dehors du disque maximal de centre P à une distance D appelée distance résiduelle [6], alors P appartient à $S(F)$. Pour s'assurer d'une bonne connexité des points de $S(F)$ et d'un squelette de diamètre 1 pixel, un algorithme d'extraction d'un squelette exact basé sur un critère de connectivité a été présenté dans [7] comme suit :

Pour une image I donnée, calculer la carte de distance euclidienne séquentielle signée.
Pour tout point P de I appartenant à une forme F :

FAIRE

Déterminer $Q = CD(P)$ le point de C le plus proche de P obtenu à partir de la carte de distance.

Trouver pour chaque point P_i appartenant à l'ensemble des huit voisins de P , le point Q_i correspondant tel que

$$Q_i = CD(P_i), i = 1, 2, \dots, 8.$$

Afin d'obtenir une bonne connexité et un squelette de diamètre 1, les conditions suivantes doivent être vérifiées pour tout couple de points (Q, Q_i) :

$$D = |Q_i - Q| \geq \rho \quad (1) \text{ et } |Q_i - Q| \leq \max(X(Q_i - Q), Y(Q_i - Q)) \quad (2)$$

Dans l'équation (1), D est la distance entre les deux points de C les plus proches de P et ρ est un seuil minimum du carré de la valeur de D .

Dans la condition (2), $X()$ et $Y()$, sont l'abscisse et l'ordonnée des points considérés.

Si l'une des paires (Q_i, Q) satisfait aux critères (1) et (2) ci-dessus, alors P peut être considéré comme un point de $S(F)$ au sens de squelette exact.

La figure 3 illustre la méthode sur les images binaires.

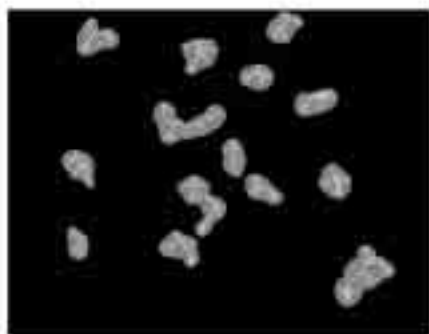


figure 3a)



Figure 3b)

Figure 3 : Illustration de la méthode d'extraction du squelette sur des images binaires
2.2. Extraction du squelette à partir d'images en niveaux de gris

La méthode de caractérisation de forme des cellules biologiques que nous avons développée consiste à adapter la méthode présentée en section 2.1 aux images en niveaux de gris de cellules biologiques.

L'adaptation consiste à procéder à une segmentation qui préserve les valeurs des niveaux de gris des pixels appartenant aux cellules tout en les distinguant du fond de l'image.

Une observation des cellules de la figure 2 nous fait dire que les pixels du fond de l'image présentent une relative homogénéité par rapport aux pixels appartenant aux cellules. La mise en œuvre de cette notion d'homogénéité nous a conduit à la définition d'une mesure de dispersion. La taille de la fenêtre d'observation de la dispersion peut influencer la séparation des cellules du fond de l'image.

Soit \bar{x} la tendance centrale au niveau d'une fenêtre d'observation de taille N et Id l'indicateur de dispersion sur la fenêtre d'observation,

On peut calculer Id par la formule suivante :

$$Id = \left[\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (X_i + \bar{x}) \right]^{1/2} \quad (3)$$

X_i est le niveau de gris du pixel de rang i dans la fenêtre de taille N.

On peut estimer que pour une valeur donnée de Id, le pixel central de la fenêtre d'observation appartient au fond et pour toute autre valeur, ce pixel appartient aux cellules.

L'utilisation des valeurs de I_d pour la segmentation nous confirme qu'une approche statistique peut permettre d'obtenir des images en niveaux de gris de cellules en vue de la squelettisation comme l'illustre la figure 4.



Figure 4 : Illustration de la définition de l'indicateur de dispersion

On peut remarquer que I_d ne parvient pas à une discrimination totale des pixels de fond par rapport aux pixels des cellules.

En effet, la présence de 'trous' dans les cellules ne permet pas l'extraction du squelette avec la méthode décrite à la section 2.1. Il est donc essentiel de parcourir une deuxième fois l'image de la figure 4 pour "fermer les trous" se trouvant directement sur les cellules par superposition de l'image originale comme l'illustre la figure 5.

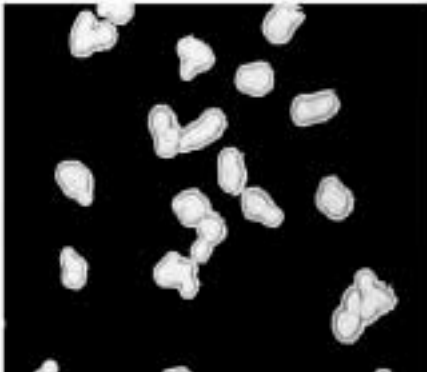


Figure 5 : illustration de la fermeture des trous

A partir de la figure 5, il nous est possible de procéder à l'extraction du squelette. Etant donné qu'il est maintenant possible de distinguer les pixels appartenant aux cellules

des pixels du fond de l'image, nous élaborons la carte de distance à partir de l'image obtenues par la définition de l'indicateur de dispersion et appliquons les équations (1) et (2).

3. Résultats

Les résultats de l'application de la méthode décrite à la section précédente dépendent des paramètres des équations (1) et (2) mais également de l'image des cellules en niveau de gris. A l'étape actuelle de notre travail, les résultats sont satisfaisants comme le montrent les images de la figure 6.



Figure 6a) $\mu=50$



Figure 6b) $\mu=80$

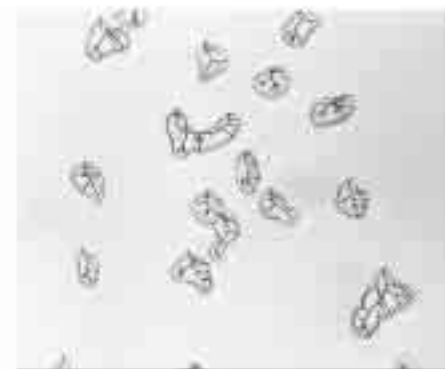


Figure 6c) $\mu=100$

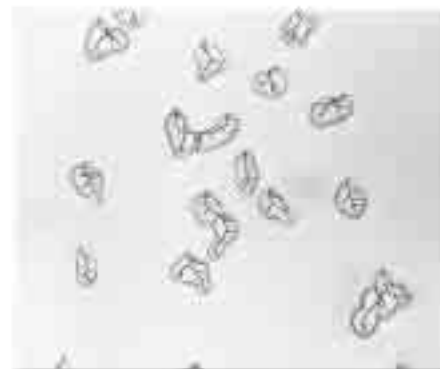


Figure 6d) $\mu=150$

Figure 6 : Résultats de l'extraction du squelette sur des images en niveau de gris

La figure 6a) présente une squelettisation avec $\rho=50$, la figure 6b) présente une squelettisation avec $\rho=80$, la figure 6c) présente une squelettisation avec $\rho=100$ et la figure 6d) présente une squelettisation avec $\rho=150$.

4. Discussions

La caractérisation de formes de cellules par calcul d'un indicateur de dispersion donne de bons résultats. En évitant de perdre de l'information par une méthode de segmentation classique, il nous est possible d'obtenir un squelette connexe. Ce type de squelette peut être utilisé dans l'élaboration d'un outil d'aide à la décision du diagnostic ou du traitement. La méthode reste cependant à être améliorée en vue de ne plus avoir recours à une approche de superposition.

5. Conclusion

Il nous est possible de caractériser l'évolution de la forme de cellules sur des images en niveau de gris en adaptant une méthode de calcul du squelette de ces cellules basée sur la définition de l'axe médian à partir d'une carte de distance euclidienne signée. L'image en niveau de gris utilisée est la résultante du calcul d'un indicateur de dispersion.

Remerciements

Le premier auteur tient à remercier le Bureau Afrique de l'Ouest de l'Agence Universitaire de la Francophonie (BP 10017 Dakar Liberté Sénégal) pour le financement partiel de ce travail.

6. Bibliographie

[1] H. BLUM, R. N. NAGEL, *Shape description using weighted symmetric axis features*, Pattern Recognition 10, (1978), p167-180.

[2] ZIMMER C. MEAS-YEDID V, GLORY E, LABRUYERE E, GUILLEN N, OLIVO-MARIN JC, *Active contours applied to the shape and motion analysis of amoeba*, Proceedings of SPIE 4476, 2001, pages 124-134.

[3] F. CLOPPET, J.M. OLIVA, G. STAMON, *Angular Bisector Network, a Simplified Generalized Voronoï diagram: application to processing complex intersections in biomedical images*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22 n°1, January 2000, p120-128



[4] LOUISA LAM, SEONG-WHAN LEE, AND CHING Y. SUEN, *Thinning Methodologies - A Comprehensive Survey*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14 n°9, September 1992, p869-885

[5] W.P. CHOI, K.M. LAM, W.C. SIU, *An efficient and accurate algorithm for extracting a skeleton*, Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition vol. 3, Barcelona, (2000) p742-745.

[6] QIN-ZHONG YE, *The signed Euclidean distance transform and its applications*, Proceedings of the Ninth International Conference on Pattern Recognition, Rome, 1988, p495-499.

[7] WAL-PAK CHOI, KIN-MAN LAM, WAN-CHI SIU, *Extraction of the Euclidean skeleton based on a connectivity criterion*, Pattern Recognition vol. 36 (2003) p721-729.

