

Segmentation non supervisée d'images par analyse de la connexité

Application à la détection de lésions virales sur des images de fond d'œil

Michaël FONTAINE¹, Ludovic MACAIRE¹, Jack-Gérard POSTAIRE¹, Michel VALETTE², Pierre LABALETTE³

¹Laboratoire d'Automatique I³D, Université des Sciences et Technologies de Lille,
Cité Scientifique, Bât P2, 59655 Villeneuve d'Ascq Cedex, France

²Service Universitaire des Maladies Infectieuses et du Voyageur, Centre Hospitalier de Tourcoing,
135, rue du Président Coty, 59208 Tourcoing, France

³Hôpital Claude Huriez, Service d'Ophthalmologie
Place de Verdun, 59037 Lille Cedex, France
fm@cal.univ-lille1.fr

Résumé – Dans cet article, nous présentons une méthode de segmentation originale basée sur l'analyse de la connexité. Par analyse d'un tableau triangulaire appelé «Pyramide des degrés de connexité normalisés», l'image est décomposée en différents ensembles constitués de pixels connexes dont les niveaux de gris sont homogènes. Cette méthode est utilisée afin de détecter des lésions rétinienne sur des images de fond d'œil.

Abstract – In this paper, we present an original unsupervised segmentation scheme based on connectivity analysis. This scheme splits a grey level image into different sets of connected pixels with homogeneous grey levels. This approach is based on the analysis of a triangular table called "Normalized connectivity degrees pyramid". This method is used in order to detect retinitis lesions on fundus images.

1 Introduction

Certains malades atteints du SIDA peuvent être contaminés par un virus appelé CytoMegalovirus (CMV) rétinien qui détruit progressivement la rétine. Le patient perd peu à peu ses capacités visuelles lorsque les lésions s'étendent sur la rétine. Les ophtalmologistes évaluent l'évolution de la surface de ces lésions afin de savoir si les traitements auxquels sont soumis les patients sont efficaces ou non.

Les ophtalmologistes distinguent difficilement les frontières qui séparent les tissus sains des lésions, ce qui les empêche notamment de mesurer leur surface de manière fiable. C'est pourquoi un système automatique, capable de distinguer les lésions des tissus sains, s'avère nécessaire afin de fournir des mesures fiables et précises pour caractériser des lésions rétinienne.

Dans cet article, nous proposons une méthode de segmentation originale qui consiste à décomposer les images de fond d'œil en différents ensembles constitués de pixels connexes dont les niveaux de gris sont homogènes.

Il existe un grand nombre de méthodes de segmentation. Dans la littérature, certaines privilégient les propriétés photométriques et font ensuite intervenir la connexité [1, 2], d'autres prennent d'abord en compte les propriétés spatiales [3]. Notre méthode est originale dans le sens où elle prend en considération simultanément les propriétés

spatiales et les propriétés photométriques des pixels.

Les propriétés spatiales et photométriques sont fusionnées dans un nouveau concept appelé «pyramide des degrés de connexité normalisés». Cette pyramide est analysée afin de trouver, sans aucune information a priori, le nombre de classes de pixels ainsi que le noyau de chacune d'elles.

Dans la première partie de cet article, nous abordons trois définitions liées à la connexité d'ensembles de pixels et nous présentons la «pyramide des degrés de connexité normalisés». Puis, dans la deuxième partie, nous expliquons comment une analyse multiéchelle de cette pyramide débouche sur une classification non supervisée des pixels. Enfin, dans la dernière partie, nous appliquons notre approche à la détection automatique de lésions virales dans une image de fond d'œil.

2 Quantification et représentation de la connexité des pixels

2.1 Connexité d'un pixel avec un ensemble de pixels

Soit $P(x, y)$ un pixel d'une image à analyser de coordonnées (x, y) et de niveau de gris $g(x, y)$. Soit $V(x, y)$ l'ensemble des pixels qui appartiennent au 8-voisinage de

$P(x, y)$. Soit $S[k, l]$ l'ensemble des pixels dont le niveau de gris est compris entre les niveaux k et l avec $0 \leq k, l \leq N - 1$ où N est le niveau de gris maximal. La connexité de $P(x, y)$ avec $S[k, l]$, notée $C_{S[k, l]}(P(x, y))$, est définie comme le nombre de pixels qui appartiennent simultanément à $S[k, l]$ et à $V(x, y)$.

$$C_{S[k, l]}(P(x, y)) = \text{Card}\{P(i, j) \in V(x, y) \mid P(i, j) \in S[k, l]\} \quad (1)$$

La connexité $C_{S[k, l]}$ d'un pixel est comprise entre 0 et 8.

2.2 Degré de connexité d'un ensemble de pixels

Nous définissons le degré de connexité d'un ensemble de pixels $S[k, l]$ par :

$$DC(S[k, l]) = \frac{1}{\text{Card } S[k, l]} \sum_{P(x, y) \in S[k, l]} C_{S[k, l]}(P(x, y)) \quad (2)$$

C'est la moyenne des connexités des pixels qui appartiennent à $S[k, l]$. Un degré de connexité proche de huit signifie que la plupart des pixels dont le niveau de gris est compris entre k et l sont connexes. Au contraire, un degré de connexité proche de zéro indique que les pixels qui appartiennent à $S[k, l]$ sont dispersés dans l'image.

2.3 Degré de connexité normalisé d'un ensemble de pixels

Le degré de connexité d'un ensemble $S[k, l]$ dépend de l'étendue de l'intervalle de niveaux de gris $[k, l]$ mais ne prend pas en compte la dispersion des niveaux de gris. Cela nous amène à normaliser la mesure de connexité par la mesure de dispersion des niveaux de gris.

Ainsi, nous définissons le degré de connexité normalisé d'un ensemble de pixels $S[k, l]$ par :

$$DCN(S[k, l]) = \frac{DC(S[k, l])}{1 + \text{var}(k, l)} \quad (3)$$

pour une image codée sur N niveaux de gris, avec :

$$\text{var}(k, l) = \frac{1}{\text{Card } S[k, l]} \sum_{P(x, y) \in S[k, l]} (g(x, y) - \text{moy}(k, l))^2 \quad (4)$$

où :

$$\text{moy}(k, l) = \frac{1}{\text{Card } S[k, l]} \sum_{P(x, y) \in S[k, l]} g(x, y) \quad (5)$$

Considérons l'image de la figure 1 qui contient deux régions distinctes :

- R_1 : composée des pixels dont les niveaux de gris appartiennent à l'intervalle $[3, 4]$,
- R_2 : composée des pixels dont les niveaux de gris appartiennent à l'intervalle $[8, 9]$.

8	8	9	8	9	8	9	8	8	9	9
8	8	9	8	3	4	3	9	8	9	8
8	8	3	3	4	3	4	3	3	9	9
9	3	4	3	4	4	3	3	4	8	9
4	3	4	3	3	3	4	3	4	9	8
3	4	3	4	3	4	8	9	8	9	9

R₁

R₂

$$DC(S[3, 9]) > DC(S[3, 4]) \text{ et} \\ DC(S[3, 9]) > DC(S[8, 9])$$

$$DCN(S[3, 9]) < DCN(S[3, 4]) \text{ et} \\ DCN(S[3, 9]) < DCN(S[8, 9])$$

FIG. 1: Exemples de DC et DCN

Le degré de connexité de $S[3, 9]$ est plus grand que celui de $S[3, 4]$ et que celui de $S[8, 9]$. Or, cela ne signifie pas que la région formée par les pixels dont les niveaux de gris sont compris entre 3 et 9 est plus homogène que R_1 ou R_2 . Cela est dû au fait que $S[3, 4]$ et $S[8, 9]$ sont inclus dans $S[3, 9]$.

Aussi, si nous voulons distinguer R_1 de R_2 , nous devons comparer leurs degrés de connexité normalisés par la variance des niveaux de gris. En effet, nous constatons que $DCN[3, 4]$ et $DCN[8, 9]$ sont plus grands que $DCN[3, 9]$.

Le degré de connexité normalisé semble donc être une mesure intéressante de la connexité d'un ensemble de pixels.

Un degré de connexité normalisé élevé indique que la plupart des pixels de l'ensemble $S[k, l]$ sont connexes. Au contraire, un degré de connexité normalisé proche de zéro signifie que les pixels correspondants sont dispersés dans l'image.

2.4 Pyramide des degrés de connexité normalisés

La « pyramide des degrés de connexité normalisés » est un tableau triangulaire composé de $N - 1$ lignes de cellules. Ces lignes sont superposées et sont repérées par l'indice p avec $p = 1, \dots, N - 1$. Une ligne p contient $N - p$ cellules. Nous repérons une cellule $T_{k, p}$ de la ligne p par son rang horizontal k , $k = 0, \dots, N - p - 1$. $T_{k, p}$ contient le degré de connexité normalisé de l'ensemble $S[k, k + p]$ (cf. figure 2).

L'analyse d'une telle pyramide permet de repérer les ensembles de pixels dont le degré de connexité normalisé est élevé. La structure pyramidale permet de ne retenir que les ensembles de pixels dont les niveaux de gris appartiennent à une plage continue de valeurs.

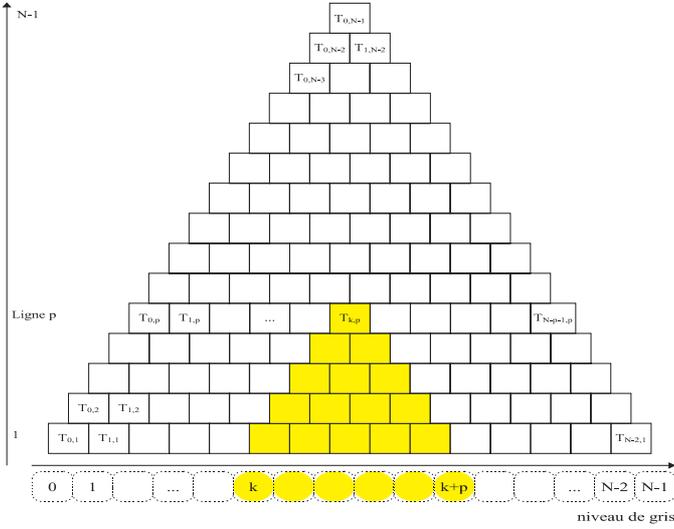


FIG. 2: Pyramide des degrés de connectivité normalisés

3 Construction des classes de pixels par analyse multiéchelle

Pour évaluer le nombre de classes, notre algorithme de classification s'attache à retrouver automatiquement les ensembles de pixels qui présentent un degré de connectivité normalisé élevé. Ces ensembles sont considérés comme les noyaux des classes de pixels supposées représenter les régions de l'image constituées de pixels connexes de niveaux de gris homogènes.

3.1 Évaluation non supervisée du nombre de classes et de leurs noyaux

L'analyse multiéchelle de la pyramide consiste à retrouver la ligne qui représente le mieux les classes de pixels en présence. Une ligne d'indice p de la pyramide contient $N - p$ cellules notées $T_{k,p}$, chacune contenant le degré de connectivité normalisé d'un ensemble de pixels $S[k, k + p]$.

Supposons que sur la ligne d'indice p , la cellule $T_{k_1,p}$ soit celle qui contient la valeur maximale des degrés de connectivité normalisés de la ligne. La cellule $T_{k_1,p}$ indique donc que la plupart des pixels qui appartiennent à $S[k_1, k_1 + p]$ sont connexes. De même, supposons que la cellule $T_{k_2,p}$, différente de $T_{k_1,p}$, contienne un degré de connectivité normalisé élevé. La cellule $T_{k_2,p}$ indique donc que la plupart des pixels qui appartiennent à $S[k_2, k_2 + p]$ sont connexes.

Afin de déterminer les ensembles de pixels remarquables, nous appliquons la méthode MAX-MIN détaillée dans [4] à chaque ligne de la pyramide afin d'extraire les maximums locaux significatifs des degrés de connectivité normalisés.

Ainsi, chaque cellule $T_{k,p}$ contenant un maximum local de la ligne p est associée à une classe candidate de pixels connexes (cf. figure 3).

Pour chaque ligne p , notre algorithme trouve un nombre de classes candidates noté $NC(p)$ avec $(1 \leq NC(p) \leq (N - p)/2)$ correspondant aux $NC(p)$ maximums locaux de la ligne p (cf. figure 4).

Pour déterminer le nombre de classes de pixels, notre méthode multiéchelle va analyser chaque ligne en partant

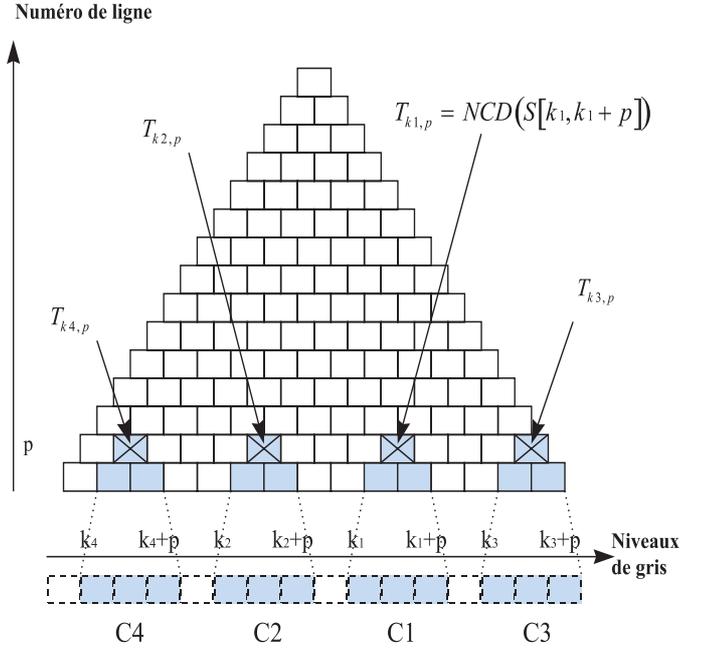


FIG. 3: Classes associées aux maximums locaux

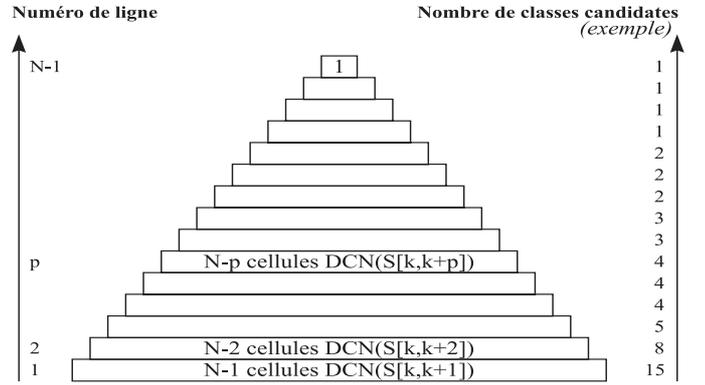


FIG. 4: Nombre de classes candidates

de la base (ligne 1) et en remontant vers le sommet (ligne $N - 1$), en partant du constat suivant : plus une ligne est haute dans la pyramide, plus le nombre de classes candidates qui lui est associé est faible et plus la population de pixels de ces classes candidates est importante. Pour les lignes proches du sommet de la pyramide, il n'y a plus qu'une classe candidate qui contient tous les pixels de l'image.

La démarche multiéchelle consiste alors à évaluer le nombre de classes candidates par ligne, en remontant de la base de la pyramide vers le sommet.

Nous stoppons l'analyse à la ligne p_0 quand son nombre de classes candidates est égal à celui de $p_0 - 1$ et $p_0 + 1$ (cf. figure 5). Les $NC(p_0)$ ensembles de pixels représentés par les $NC(p_0)$ maximums locaux de cette ligne sont les noyaux des $NC(p_0)$ classes.

Ainsi, le noyau de la classe C_n , correspondant au $n^{\text{ème}}$ maximum local de la ligne p_0 T_{k_n,p_0} , est l'ensemble des pixels dont le niveau de gris est compris dans l'intervalle $I_n = [k_n, k_n + p_0]$ avec $n = 1, \dots, NC(p_0)$.

Les $NC(p_0)$ classes étant reconstruites, l'algorithme passe à l'étape de décision.

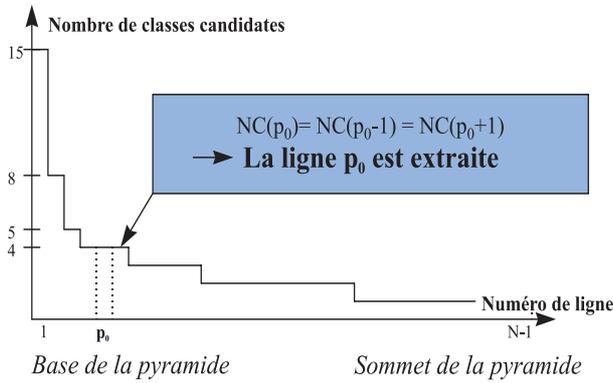


FIG. 5: Nombre de classes candidates $NC(p)$ correspondant à la fig. 4

3.2 Classification des pixels

Chaque pixel $P(x, y)$ de niveau de gris $g(x, y)$ est assigné à l'une des $NC(p_0)$ classes mises en évidence selon la règle de décision suivante :

Si $g(x, y)$ appartient à un intervalle $I_n = [k_n, k_n + p_0]$, alors $P(x, y)$ appartient au noyau de la classe C_n , par conséquent, $P(x, y)$ est assigné à classe C_n .

Si $g(x, y)$ n'appartient à aucun intervalle I_n , alors $P(x, y)$ est assigné à la classe C_{n_0} pour laquelle la connexité de l'ensemble constitué des pixels représentant son noyau et de tous les pixels dont le niveau de gris est $g(x, y)$, est la plus élevée ($1 \leq n_0 \leq NC(p_0)$).

$$n_0 = \underset{n \in 1, \dots, NC(p_0)}{\operatorname{argmax}} \sum_{Ndg=k_n}^{k_n+p_0} C(g(x, y), Ndg) \quad (6)$$

$C(Ndg1, Ndg2)$ est le nombre fois dans l'image qu'un pixel de niveau de gris $Ndg1$ est situé dans le 8-voisinage d'un pixel de niveau de gris $Ndg2$.

4 Résultats

Afin d'illustrer les résultats obtenus avec notre méthode, nous l'appliquons sur une image de fond d'œil qui contient, selon le praticien, une dizaine de types de régions. Celles-ci correspondent à plusieurs lésions infectieuses qui atteignent la rétine avec différents niveaux de gravité (cf. figure 6).

Notre algorithme a identifié, sans nécessiter d'apprentissage préalable, les 10 classes de pixels attendues. Nous avons représenté ce résultat sous forme d'une image de pixels labélisés. Le niveau de gris des pixels labélisés est la moyenne des niveaux de gris des pixels de la classe correspondante (cf. figure 7).

En examinant la figure 7, nous constatons que le cœur des lésions est bien identifié. Grâce à notre méthode, nous distinguons également les zones de transition entre les cellules saines et les cellules infectées dont l'importance est fondamentale pour l'ophtalmologiste.

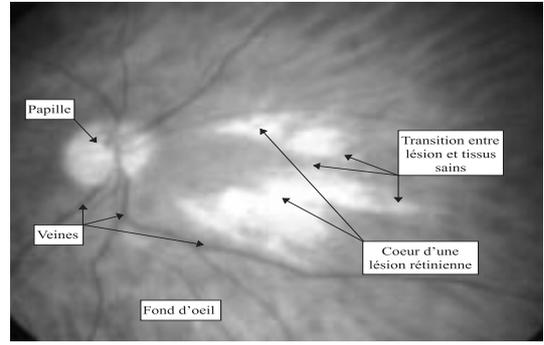


FIG. 6: Image d'un fond d'œil

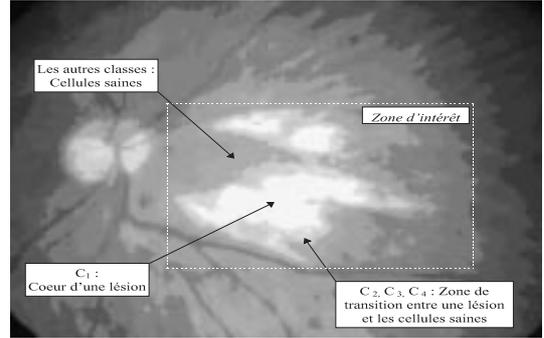


FIG. 7: Image des pixels labélisés

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté une méthode de segmentation originale basée sur l'analyse conjointe de la connexité et des niveaux de gris. Cette méthode consiste à décomposer une image en différents ensembles constitués de pixels connexes dont les niveaux de gris sont homogènes. Cette approche repose sur l'analyse d'un tableau triangulaire appelé « pyramide des degrés de connexité ». Cette méthode est utilisée afin de détecter des lésions rétiniennees sur des images de fond d'œil. Actuellement, l'algorithme est en cours d'évaluation par des ophtalmologistes. Par ailleurs, nous envisageons de généraliser cette méthode aux images couleur.

Références

- [1] R. Schettini. "A segmentation algorithm for color images". *Pattern Recognition Letters*, 14 :499–506, 1993.
- [2] N.R. Pal and S.K. Pal. "A review on image segmentation techniques". *Pattern Recognition*, 26(9) :1277–1294, 1993.
- [3] A. Tremeau and N. Borel. "A region growing and merging algorithm to color segmentation". *Pattern Recognition*, 30 :1191–1203, 1997.
- [4] L. Macaire and J-G. Postaire. "Automated visual inspection of galvanized and painted metallic strips". *7th IEEE Annual European Computer Conf. COMPEURO 93*, p. 8–15, 1993.