

Description des Formes Planaires par Lissage Progressif de Contours Fermés

Kidiyo KPALMA et Joseph RONSIN

IETR (Institut d'Electronique et de Télécommunications de Rennes)
UMR – CNRS 6164
Groupe Image et Télédétection
Institut National des Sciences Appliquées (INSA) de Rennes
kidiyo.kpalma@insa-rennes.fr

Résumé. Nous présentons les résultats de l'évaluation d'une nouvelle méthode d'analyse dédiée à la reconnaissance des formes : cette analyse multiéchelle s'applique aux contours fermés d'objets planaires. Le contour original est paramétré par son abscisse curviligne u . En le filtrant à l'aide d'un filtre passe-bas gaussien dont on réduit progressivement la largeur de bande et en ajustant la taille du contour résultant on obtient un contour de taille équivalente au contour original avec lequel il a des points d'intersection. L'ensemble de ces points pour une série d'échelles définit la Carte des Points d'Intersection (CPI) qui est caractéristique du contour.

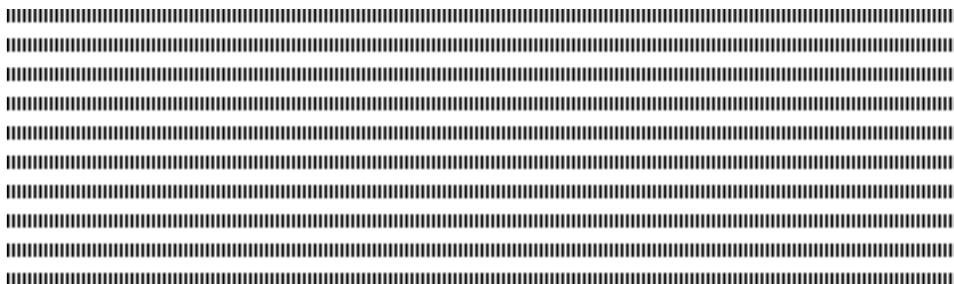
Invariante par translation et par rotation, la carte CPI s'est, aussi, avérée invariante face au changement d'échelle avec une relative résistance au bruit. L'application des attributs, qui en sont dérivés, à la recherche d'une forme dans une base de données a fourni des résultats encourageants par comparaison au attributs issus d'une adaptation de la méthode de la courbure multi-échelle.

Abstract. We present results of a new analysis method dedicated to pattern recognition: this multi-scale analysis deals with closed contours of planar objects. An original contour is parameterised by its curvilinear coordinate u . By filtering it using a Gaussian low-pass filter which one gradually reduces the bandwidth and by adjusting the size of the resulting contour, one obtains a contour which has intersection points with original contour. The set of these intersection points yields the Intersection Points Map (IPM) which characterizes the pattern under study.

Invariant by translation and rotation, this method proved to be robust vis-à-vis the scaling with a relative resistance to the noise. The application to pattern retrieval from a data base gives encouraging results by comparison to the attributes resulting from an adapted curvature scale space method.

Mots-clés : Analyse et reconnaissance des formes, description de formes, lissage multi-échelle, analyse espace-échelle, carte de points d'intersection.

Keywords: pattern analysis and recognition, shape description, multiscale smoothing, scale-space analysis, intersection point map



1. Introduction

Dans cet article, nous présentons quelques résultats de l'évaluation de la méthode d'analyse MSGPR (*Multi-Scale curve smoothing for Generalised Pattern Recognition*) [1,2]. Après un rappel du principe de la méthode MSGPR à la section 2, nous présentons quelques attributs qui en sont dérivés pour la caractérisation des formes planaires dans la section 3. Nous verrons, alors, les résultats de son application à la recherche d'une forme dans une base. Pour finir, nous donnons les conclusions que l'on peut tirer de cette étude.

2. Principe de la méthode

2.1. Définition

La méthode MSGPR est basée sur une analyse multi-échelle du contour de la forme à analyser. Comme on peut le voir dans la littérature, l'analyse multi-échelle est un sujet qui a révélé des aspects d'analyse très intéressants notamment dans le cadre de la reconnaissance des formes [3-11]. Ce type d'analyse permet d'avoir une vision globale des informations liées à la taille des différentes composantes de l'objet : des structures grossières aux détails fins.

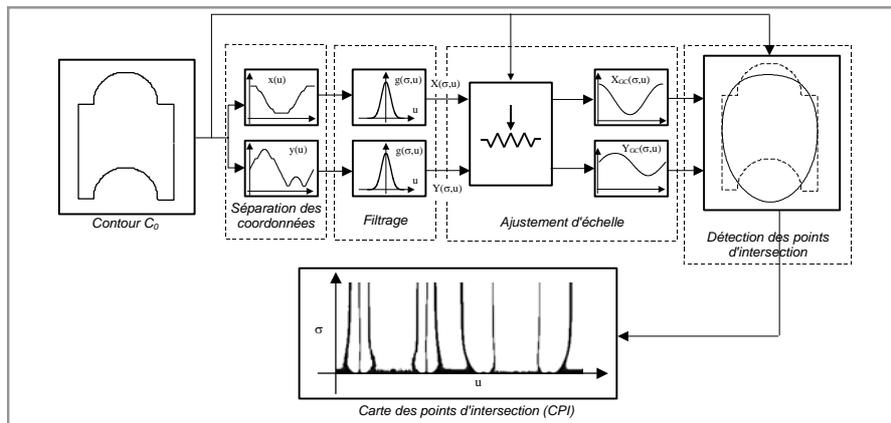


Fig.1 : Principe de la méthode MSGPR

Comme les autres méthodes de la famille d'analyse multi-échelle des contours telle que la méthode d'analyse CSS (Curvature Scale Space) [3,7,10,11], la méthode MSGPR applique un filtrage gaussien d'écart-type σ au contour paramétré par l'abscisse curviligne u . La figure 1 montre le schéma global de cette méthode. On y voit les différentes étapes dans sa mise en œuvre, et qui sont :

- 1) séparation du contour original C_0 en deux fonctions paramétriques $x(u)$ et $y(u)$ qui sont fonction de l'abscisse curviligne u . Le paramètre u est normalisé par rapport au périmètre du contour de sorte que le domaine de validité de u varie de 0 à 2π . Le

sens d'évolution de ce paramètre est fixé au sens trigonométrique avec son origine placée au point de départ P_0 qui est choisi pour être le point le plus éloigné du centre de gravité et situé sur l'axe principal majeur.

- 2) lissage des deux fonctions par filtrage passe-bas gaussien d'écart-type σ .
- 3) ajustement de l'échelle. Le but de ce traitement est de ramener le contour filtré à la même échelle que le contour original afin qu'ils puissent, éventuellement, se croiser. Pour ce faire, on définit le coefficient d'ajustement d'échelle A_x pour les abscisses selon la relation (1) afin de créer les abscisses du contour lissé, $C_{GC}(\sigma)$, à l'aide de la relation (2)

$$A_x = AI_x / AO_x \quad (1)$$

$$X_{GC}(\sigma, u_n) = A_x [X(\sigma, u_n) - X_G(\sigma)] + X_G(\sigma) \quad (2)$$

où les coefficients AI_x et AO_x sont définis par les relations suivantes : $AI_x = \frac{1}{2}(\max(|x(u_n) - x_G|) + \min(|x(u_n) - x_G|))$ et $AO_x = \frac{1}{2}(\max(|X(\sigma, u_n) - X_G|) + \min(|X(\sigma, u_n) - X_G|))$ où x_G et X_G représentent les abscisses des centres de gravités des deux contours. Les expressions similaires appliquées aux ordonnées donnent aussi les ordonnées $Y_{GC}(\sigma, u_n)$ du contour filtré. La figure 2 montre un exemple de contour original, de contour lissé (pour $\sigma=20$) et des fonctions paramétriques correspondantes.

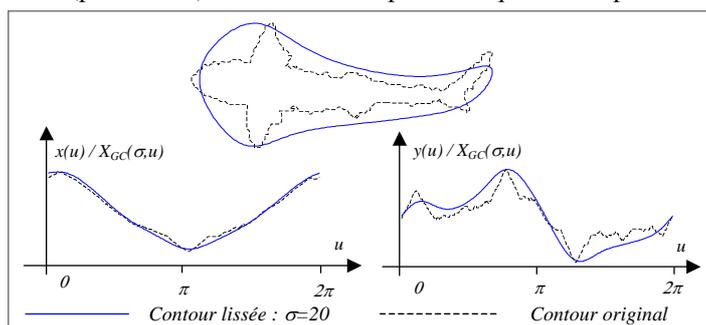


Fig.2 : Coordonnées paramétriques et contours correspondants.

- 4) génération de la Carte de Points d'Intersection (CPI). Une fois que le contour lissé est mis à l'échelle, il ne reste plus qu'à extraire les points d'intersection entre lui et le contour original C_0 et cela pour un "continuum" de valeurs de σ . On définit alors la carte CPI ou IPM (Intersection Points Map) qui est caractéristique du contour. C'est une fonction binaire à deux variables : σ , la variable d'échelle et u , la variable d'espace ; la carte CPI est donc bien une représentation espace-échelle du contour. Cette carte est définie par :

- $CPI(u, \sigma) = 0$ si le point $(x(u), y(u))$ est un point d'intersection entre le contour original et le contour de sortie $C_{GC}(\sigma)$,
- $CPI(u, \sigma) = 1$ si non.

La largeur de la bande passante du filtre étant inversement proportionnelle au

paramètre σ , il est clair que l'augmentation progressive du paramètre σ conduit à la réduction de la bande passante et, par conséquent, le filtre coupe de plus en plus bas. Les contours résultants sont de plus en plus lissés tendent progressivement vers un contour convexe et le nombre de points d'intersection tend vers une limite N_L .

2.2 Pré-traitement

Avant d'appliquer cette méthode à un contour celui-ci doit subir un pré-traitement de normalisation qui consiste en trois opérations :

- un ré-échantillonnage du contour sur 360 points équidistants. Le contour étant fermé, le choix de 360 points équidistants permet d'obtenir, dans le cas limite d'un cercle, un écart angulaire de 1° entre deux points consécutifs.
- un changement d'échelle pour que la distance inter-points soit de l'ordre de l'unité. Etant donné que nous travaillons sur des formes représentées par une image, ce traitement permet d'obtenir des coordonnées entières correspondant aux pixels dans une image : le point (x,y) sera ainsi représenté par le pixel (x,y) ,
- une rotation permettant d'aligner l'axe principal de la forme le long de l'axe des abscisses. Cela permet, ainsi, de compenser l'orientation et de travailler dans le même référentiel quelle que soit l'orientation de l'objet.

Sur la figure 3.a on peut repérer facilement les points d'intersection pour le cas où σ vaut 180. La figure 3.b montre la carte CPI obtenue à partir du contour original C_0 de la figure 3.a. Sur cette carte, on distingue nettement la localisation des points d'intersection limites : les chiffres (1) à (6) permettent de repérer un point d'intersection (Fig.3.a) et la trace correspondante sur la carte CPI (Fig. 3.b).

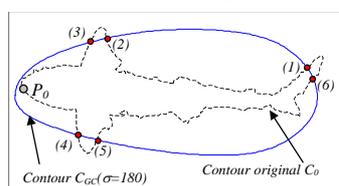


Fig.3.a : Points d'intersection

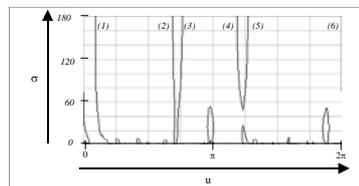


Fig.3.b : Exemple de carte CPI

3. Application à la reconnaissance des formes

3.1. Sélection des attributs

Dans nos études précédentes [1,2], nous avons montré que la carte CPI était caractéristique du contour dont elle est issue. Nous y avons vu également que cette carte était invariante par rapport à la rotation et au changement d'échelle pour une large gamme d'échelles et qu'elle était relativement résistante au bruit.

Ces études ont montré que la carte CPI comporte des attributs qui restent invariants quelle que soit la transformation rigide. Ces mesures peuvent donc servir d'attributs pour caractériser le contour d'une forme planaire dans le cadre d'un processus de

reconnaissance des formes. Dans cet article, nous utilisons les attributs caractéristiques dérivés de la distance (circulaire) entre deux points CPI p_i et p_{i+1} consécutifs : en se fixant une ou plusieurs valeurs du paramètre σ , il suffit de relever ces distances, par valeur de σ fixée, pour construire le vecteur attributs. Pour σ_0 , on obtient ainsi :

$$w(\sigma_0) = (d_{0,1} \quad d_{1,2} \quad \dots \quad d_{i,i+1} \quad \dots \quad d_{N(\sigma_0)-1, N(\sigma_0)})^T \quad (3)$$

Le vecteur $w(\sigma_0)$ étant, généralement, différent pour chaque valeur de σ , il est envisageable de sélectionner un certain nombre de valeurs de σ et de définir un vecteur attribut V global de dimension plus importante et qui comporte ainsi de l'information multiéchelle. Ainsi, si K est le nombre de valeurs de σ sélectionnées, on obtient un vecteur attribut global V tel que :

$$V = (w^T(\sigma_0) \quad w^T(\sigma_1) \quad \dots \quad w^T(\sigma_k) \quad \dots \quad w^T(\sigma_{K-1}))^T \quad (4)$$

3.2. Mesure de similarité

Après la définition des attributs, l'étape suivante, et non la moins importante, est la mesure de similarité qui donne le degré de ressemblance entre deux objets A et B. Dans une telle situation, la fonction qui vient le plus facilement à l'esprit est la mesure de distance entre les vecteurs attributs V_A et V_B dans une norme définie au préalable et cela en fonction de la nature des vecteurs attributs. Pour notre étude, nous avons choisi d'utiliser une fonction de mesure de similarité basée sur le cosinus de l'angle γ entre les vecteurs attributs V_A et V_B des contours A et B associé au rapport du minimum sur le maximum de leur module (5). Par définition, cette fonction donne un score de 100% lorsque les deux vecteurs à comparer sont identiques et 0% lorsque les vecteurs correspondants sont en opposition de phase ou si l'un est nul.

$$SimScore(A, B) = 50(1 + \cos(\gamma)) \frac{Min(\|V_A\|, \|V_B\|)}{Max(\|V_A\|, \|V_B\|)} \quad (5)$$

3.3. Recherche d'une forme dans une base

Pour cette étude, nous disposons d'une base de 1292 formes dont 1167 originales, toutes différentes deux à deux. 25 formes sont des copies déformées (rotation et homothétie) de 25 formes originales. Les 100 autres formes sont des copies déformées du contour *kk707* auquel nous avons appliqué différents angles de rotation et différents facteurs d'échelle.

La procédure de recherche commence par une phase de présélection au cours de laquelle on rejette toutes les formes n'ayant pas le même nombre de points CPI que la forme requête. Avec le contour *kk707* comme forme requête et en utilisant quatre valeurs de σ (180, 80, 96 et 128), 192 contours sont retenus, dont 60 de la famille *kk707*. Des résultats obtenus, on note 47 contours de la famille *kk707* reconnus avec des scores de similarité entre 91% et 100%. Le score le plus fort donné par un contour (*kk755*) n'appartenant pas à la famille *kk707* est de 38%.

3.4. Etude comparative avec la méthode CSS

Pour une meilleure évaluation de notre méthode, nous avons réalisé une étude comparative avec la méthode CSS [3,9]. Cette dernière procède également par filtrage des contours et se fonde sur leurs points d'inflexion. Ici, nous cherchons à évaluer le pouvoir discriminant et la résistance aux fausses alarmes.

3.4.1 Pouvoir discriminant

Dans une première étude (Fig.4), nous cherchons à évaluer le pouvoir discriminant de l'approche. Il s'agit de mesurer la capacité à récupérer les requêtes existant dans la base avec de forts taux de reconnaissance, d'une part, et récupérer les autres formes avec de faibles taux, d'autre part. Nous avons choisi comme requête le contour *kk707* pour lequel nous disposons de copies déformées dans la base de données. Avec des attributs issus de la carte CPI pour quatre valeurs d'échelle ($\sigma=180, 64, 96, 128$), nous avons pu identifier les formes de la famille avec des scores de similarité allant de 91% à 100%. Le plus haut score fourni par un contour qui n'est pas de la famille de la requête est de 43%. Avec des attributs issus de l'adaptation de la méthode CSS, les scores des formes de la famille vont de 69% à 100%. Par contre ici, le plus haut score donné par un contour n'appartenant pas à la famille *kk707* est de 68%.

Dans cette étude, l'écart entre le plus faible score fourni par un contour de la famille et le plus fort score fourni par un contour de famille différente constitue un paramètre important : il est clair que plus il est important et plus nette sera la séparation entre les différentes classes. Avec les attributs de notre approche, le plus bas score de similarité

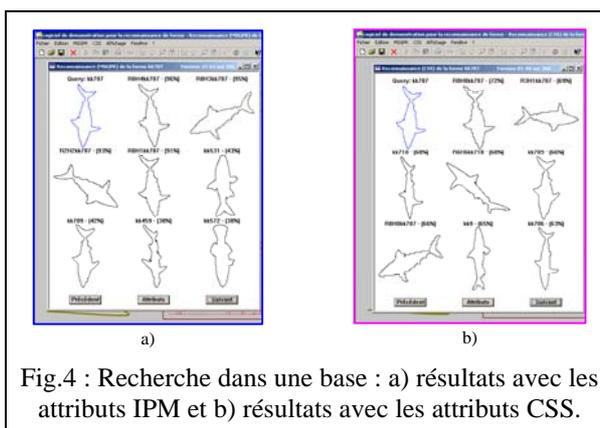


Fig.4 : Recherche dans une base : a) résultats avec les attributs IPM et b) résultats avec les attributs CSS.

obtenu à partir d'un modèle parent de la requête est de 91% et le plus haut score obtenu à partir d'un modèle qui n'est pas de la famille de la requête est de 43% : la différence entre les deux scores extrêmes est de $\Delta_1=48\%$. Avec la méthode adaptée de CSS, cet écart n'est plus que de $\Delta_2=1\%$.

3.4.2 Résistance aux fausses alarmes

L'objet de cette expérimentation est d'évaluer la résistance de l'approche aux fausses alarmes. Les fausses alarmes sont constituées de l'ensemble de toutes les formes reconnues pour être la requête alors que celle-ci n'existe pas dans la base. Pour cette étude, la requête que nous avons choisie (*vase*) est bien-sûr inexistante dans la base (Fig.5). Dans cette expérience, plus le score de similarité maximum reste faible et

meilleur est le système d'identification : le contour requête n'étant pas dans la base, il vaut mieux que le plus fort score soit le plus faible possible, protégeant ainsi, la méthode des fausses alarmes.

La méthode basée sur la carte CPI récupère 12 modèles avec un score de similarité maximum de 26% tandis que la méthode adaptée de CSS récupère 58 modèles avec un score de similarité maximum de 50%.

Notre approche donne un score de similarité maximum qui est largement inférieur à celui donné par la méthode adaptée de CSS.

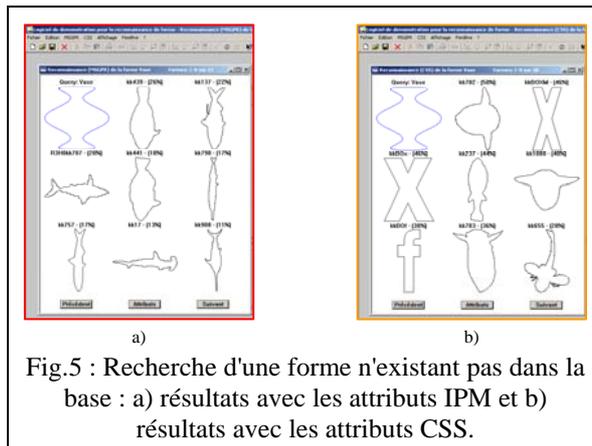


Fig.5 : Recherche d'une forme n'existant pas dans la base : a) résultats avec les attributs IPM et b) résultats avec les attributs CSS.

Face à ces résultats, nous pouvons conclure que les attributs dérivés de la carte CPI s'affirment plus discriminants que ceux issus de la CSS et révèlent, également, une résistance plus élevée aux fausses alarmes.

Bien qu'elle présente quelques insuffisances en présence des déformations élastiques et des occultations, cette approche possède de sérieux atouts face aux déformations rigides et même en présence du bruit.

4. Conclusion et perspectives

Nous avons présenté quelques résultats d'application de la MSGPR dans le contexte de la recherche d'une forme dans une base. Ces résultats montrent que cette approche présente des performances encourageantes dans la reconnaissance des formes planaires sans occultation. Les limites de cette méthode sont l'occultation, les déformations non rigides dues, par exemple, aux mouvements de l'objet ainsi que le bruit dont un taux trop important risque de détériorer fortement la carte CPI. Toutefois, notre méthode présente un atout majeur qui est sa simplicité de mise en œuvre. En effet, si les attributs sélectionnés le permettent, on n'a pas besoin de calculer "toute" la carte CPI : il suffit de déterminer les points CPI pour les valeurs σ sélectionnées et d'en extraire les attributs correspondants ; ceci permet alors un gain de temps considérable dans la procédure d'analyse.

La contribution de ce papier est l'analyse des performances des attributs dérivés de la carte CPI et qui rentre dans le cadre des études d'évaluation de la méthode MSGPR que nous avons introduite dans le contexte de la description des formes. Une étude

comparative avec les attributs dérivés d'une adaptation de la méthode CSS confirme l'efficacité de la carte CPI dans la caractérisation des contours.

Une nouvelle approche est en cours dans laquelle le lissage est réalisé à l'aide des ondelettes à la place du filtre gaussien. Cette dernière approche s'appliquant à la forme segmentée plutôt qu'à son contour, elle permettra d'augmenter la résistance au bruit et autorisera la prise en compte des formes partiellement occultés.

Bibliographie

- [1] Kpalma, K. and Ronsin, J., Contours Smoothing for Non-Occluded Planar Shapes Description, Int. Conf. on Image Processing (ICIP), Genova, Italy, 11-14 Sept. 2005
- [2] Kpalma, K. and Ronsin J., A Multi-Scale curve smoothing for Generalised Pattern Recognition (MSGPR), ISSPA 2003, Paris, France, 1-4 July 2003
- [3] Mokhtarian, F., and Bober, M., Curvature Scale Space Representation: Theory, Applications and MPEG-7 Standardization. Kluwer Academic, 2003.
- [4] Latecki, L. J., Lakamper, R., and Eckhardt, U., Shape Descriptors for Non-rigid Shapes with a Single Closed Contour, IEEE Conf. On Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 424-429, 2000
- [5] Matusiak, S., Description Invariante et locale des formes planes Application à l'indexation d'une base d'images, Thèse de Doctorat, soutenue à l'Université de Valenciennes et du Hainaut Cambresis, 17 septembre 1999 à l'ENIC/INT (Lille)
- [6] Vapillon, A., Collin, B., and Montanvert, A., Analyzing and Filtering Contour Deformation, International Conference on Image Processing (ICIP), Chicago, Illinois, USA, October 4-7, 1998
- [7] Roh, K.-S., Kweon, I.-S., 2-D object recognition using invariant contour descriptor and projective refinement, Pattern Recognition, Vol. 31, N° 4, pp. 441-455, 1998.
- [8] Bruckstein, A. M., Rivlin, E., and Weiss, I., Recognizing objects using scale space local invariants, Proceedings of the 1996 Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR '96), pp. 760-764, Vienna, Austria, 25-29 August, 1996.
- [9] Mokhtarian, F., Abasi, S., and Kittler, J., Efficient and Robust Retrieval by Shape Content through Curvature Scale Space, in Proc. International Workshop on Image Databases and MultiMedia Search, pp 35-42, Amsterdam, The Netherlands, 1996.
- [10] Lindeberg, T., Scale-Space Theory in Computer Vision, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Netherlands, 1994.
- [11] Mokhtarian, F. and Mackworth A. K., A Theory of Multiscale, Curvature-Based Shape Representation for Planar Curves, in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-14, N° 8, August 1992.