



HAL
open science

Reconnaissance de parties de formes basée sur les géodésiques de formes

Mayssaa Merhy, Abdesslam Benzinou, Kamal Nasreddine

► **To cite this version:**

Mayssaa Merhy, Abdesslam Benzinou, Kamal Nasreddine. Reconnaissance de parties de formes basée sur les géodésiques de formes. RFIA 2016 : Le vingtième congrès national sur la Reconnaissance des Formes et l'Intelligence Artificielle, Jun 2016, Clermont-Ferrand, France. hal-01332140

HAL Id: hal-01332140

<https://hal.science/hal-01332140>

Submitted on 15 Jun 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Reconnaissance de parties de formes basée sur les géodésiques de formes

M. Merhy^{1,2}, A. Benzinou¹, K. Nasreddine¹

¹ Laboratoire des Sciences et Techniques de l'Information, de la Communication et de la Connaissance (Lab-STICC UMR 6285), CNRS, Univ Bretagne Loire, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Brest (ENIB), 29238 BREST cedex, France

² Centre Azm pour la Recherche en Biotechnologie et ses Applications, Université Libanaise, Tripoli, Liban

merhy@enib.fr, benzinou@enib.fr, nasreddine@enib.fr

Résumé

Les performances du système de reconnaissance de formes dépendent en grande partie de la qualité de l'image segmentée. Comme la segmentation complète est loin d'être toujours atteinte, nous abordons dans ce travail le problème de la reconnaissance de parties de formes. Nous nous plaçons dans le cas où seulement certaines parties de la forme entière sont disponibles. A cet effet, nous proposons une stratégie de reconnaissance basée sur les géodésiques dans l'espace de formes. Nous montrons que la mesure de similarité ainsi définie permet de gérer efficacement les déformations élastiques de formes. Les tests effectués sur des parties de formes de la base MPEG-7 et sur des parties issues d'images segmentées démontrent l'efficacité de notre schéma de reconnaissance.

Mots Clefs

Reconnaissance, parties de formes, géodésiques, déformations élastiques.

Abstract

The performance of a pattern recognition system heavily depends on image segmentation quality. Since a complete segmentation cannot be always reached, we address here the problem of shape parts recognition where only some parts of the entire shape are available. For this purpose, we propose a recognition strategy that uses geodesics-based distance able to handle elastic deformations and articulations. Experiments carried out on parts of shapes of the MPEG-7 database and on parts issued from segmented images demonstrate the effectiveness of our proposed scheme.

Keywords

Recognition, shape parts, geodesics, elastic deformations.

1 Introduction

La segmentation d'images, en particulier la détection de contours, est un problème très important qui se pose dans le domaine de la vision par ordinateur. Les performances du système de reconnaissance de formes dépendent en bonne partie de la qualité de l'image segmentée. Le traitement des images a connu ces dernières années un essor considérable et un nombre conséquent de travaux de recherche ont été proposés au niveau de la détection de contours. Malgré les progrès effectués [1], une segmentation complète (c'est-à-dire
















Image d'entrée	Carte de contours	Partie de contour retenue	Classe assignée
			→Cheval (C.48)
			→Vache (C.13)
			→Fer à cheval (C.49)
			→Marteau (C.44)
			→Guitare (C.43)

Figure 1 : Exemples d'images réelles (en première colonne) et leurs cartes de contours (en deuxième colonne). Dans la troisième colonne, nous montrons la partie de contour la plus significative de l'image segmentée (marquée en rouge). La quatrième colonne donne la classe assignée par notre système à chaque objet de l'image.

avec des contours entiers) ne peut pas être toujours atteinte et reste un problème difficile à résoudre. Les opérateurs classiques de détection de contours ont beaucoup de limitations en présence de bruit, de texture, de changement d'éclairage, d'occlusion ou d'objets en contact dans les images à segmenter. En raison de ces différents facteurs, il est souvent impossible de segmenter l'objet en entier et seulement certaines parties peuvent être détectées (figure 1). D'où la nécessité d'un système de reconnaissance de parties de formes.

En reconnaissance de formes, la plupart des méthodes utilisent des techniques de correspondance de formes ou de correspondance partielle de formes, mais la correspondance entre les parties de formes reste très peu abordée dans la littérature. Dans les techniques de correspondance de formes 2D, les courbes fermées sont entièrement considérées dans la mise en correspondance. Dans un travail antérieur, nous avons proposé une méthode de reconnaissance de formes 2D, basée sur la mise en correspondance de courbes fermées et sur les géodésiques de formes [2]. Il est montré dans [2] que cette approche surpassait toutes les approches de

l'état d'art. La correspondance partielle de formes et la correspondance de parties de formes sont deux mécanismes qui se réfèrent à deux tâches différentes. Nombreuses sont les approches qui ont utilisé la correspondance partielle de formes pour trouver la meilleure correspondance entre une partie de forme et une partie d'une forme fermée donnée. Ces méthodes admettent que le contour ouvert (requête) est inclus dans l'autre forme fermée considérée. On peut citer comme exemples, l'utilisation de l'algorithme DTW [3], de l'algorithme MVM [4], ou du concept de correspondance matricielle [5] pour trouver, dans une forme 2D fermée, la partie ou les parties non consécutives qui correspondent le mieux à une partie de forme donnée comme requête. La correspondance partielle a été également utilisée pour trouver la meilleure correspondance entre des parties de contours ouverts donnés [6]. Par ailleurs, la correspondance de parties de formes consiste à trouver la correspondance optimale entre deux parties de formes en tant que deux courbes ouvertes à comparer en tout point [7-10]. Par exemple, Bai *et al.* [7] ont montré l'intérêt d'utiliser une mesure de similarité entre les parties de formes pour rechercher et classifier une partie de formes dans une grande base de parties étiquetées. D'autres auteurs [9-11] ont utilisé une correspondance entre les parties de formes pour la reconnaissance de formes 2D fermées à partir de leurs parties de formes.

Cet article est une extension de nos travaux antérieurs sur la reconnaissance de formes 2D fermées présentés dans [2] et [11]. Ici, nous proposons un système de reconnaissance de parties de formes. La suite de ce papier est organisée de la manière suivante. La section 2 donne une description générale de notre système de reconnaissance de parties de formes. Dans cette section, nous expliquons d'abord la méthode proposée pour assurer l'invariance aux transformations géométriques : translation, rotation et changement d'échelle. Nous définissons ensuite notre distance basée sur les géodésiques de formes pour la recherche et la classification de parties de formes. Puis, nous décrivons la construction de la base d'apprentissage de parties de formes étiquetées. Nous présentons enfin la stratégie de sous-sélection proposée afin d'accélérer le temps de traitement. En section 3, nous testons l'approche proposée pour la reconnaissance de parties de formes. Nous comparons ses performances aux algorithmes utilisés pour la comparaison des parties de formes, en particulier avec la méthode basée sur le contexte de forme [7] et la méthode Procuste [8]. Finalement, la conclusion et quelques perspectives sont données dans la section 4.

2 Système de reconnaissance de parties de formes

Considérons deux parties de formes P_1 et P_2 échantillonnées à N points. Avant de comparer les parties de formes entre elles, il est essentiel de choisir une paramétrisation convenable permettant d'établir une correspondance optimale entre les points. La fonction

d'angle¹ et la fonction de courbure sont les deux signatures discrètes les plus utilisées pour représenter une partie de forme [6, 12, 13]. Ici, nous représentons chaque partie de forme P par sa fonction d'angle θ paramétrée par s l'abscisse curviligne normalisée à l'unité (voir figure 2 ci-dessous).

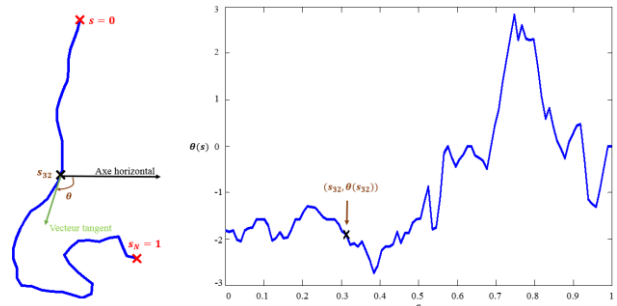


Figure 2 : Une partie de forme d'un cheval (à gauche) et sa signature angulaire $\theta(s)$ (à droite).

2.1 Invariance aux transformations géométriques

Avant de calculer la mesure de similarité, P_1 et P_2 doivent être normalisées afin d'assurer l'invariance aux transformations géométriques : translation, rotation et facteur d'échelle [9, 14]. L'utilisation de la signature angulaire $\theta(s)$ réalise naturellement l'invariance à la translation et au changement d'échelle. En effet, toute translation de la courbe n'a aucune incidence sur θ , et toute homothétie n'a aucun effet sur le paramètre normalisé s .

Dans la littérature, différentes méthodes sont utilisées pour résoudre le problème d'orientation des parties de formes. La méthode angulaire proposée dans [13] cherche à trouver par optimisation quadratique l'angle de décalage optimal entre les parties de formes. Dans [8, 14], l'orientation des parties de formes est gérée par l'alignement Procuste. Les auteurs de [7, 9] utilisent une méthode de représentation invariante qui consiste à ramener toute partie de forme dans un nouveau repère canonique (x,y) où les deux extrémités sont mappées aux points $(0,0)$ et $(1,0)$ respectivement. La figure 3 (c) donne un exemple de cette représentation invariante pour deux formes d'ailes de chauves-souris (figure 3 (a) et figure 3 (b)). Toutes ces méthodes exigent une correspondance fixée des points extrémités des parties de formes à comparer. Une telle fixation n'est cependant pas toujours adéquate et conduit à un résultat sous optimal. Ainsi, nous avons développé une nouvelle méthode d'optimisation de l'analyse procustéenne avec une fenêtre en chaque point extrémité. Les nouveaux points extrémités sont retrouvés en leur permettant de glisser le long du contour à proximité des points extrémités initiaux afin de minimiser la distance de Procuste du type moindre carré. La figure 3 (d) suivante illustre bien notre méthode sur les mêmes formes d'ailes

1

La fonction angle est définie comme étant l'angle que fait la tangente au point de la courbe avec l'axe horizontal.

de chauves-souris données en figures 3 (a) et 3 (b). Les nouveaux points extrémités des parties de formes sont marqués par des cercles noirs pour la partie de forme en bleue et par des carrés noirs pour la partie de forme en rouge. Par la suite, $\theta_1(s)$ et $\theta_2(s)$ désignent des signatures angulaires calculées dans notre représentation invariante des parties de formes (figure 3(d)).

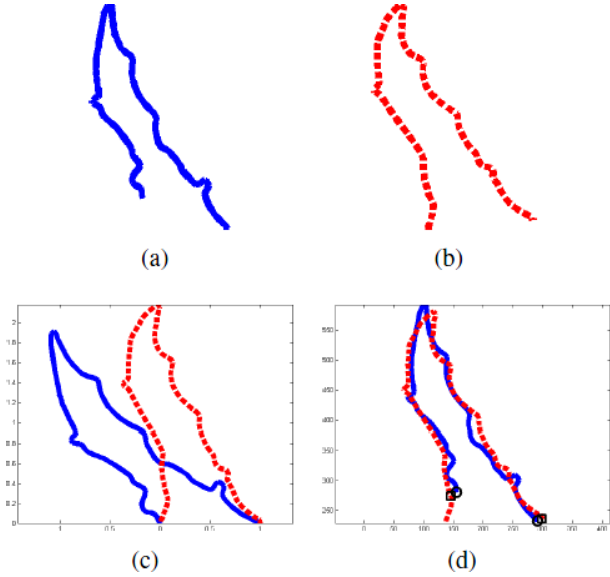


Figure 3 : Deux parties de formes de chauves-souris (a) et (b) et leur représentation invariante par la méthode du repère canonique en (c) et par notre méthode en (d).

2.2 Distance (ou mesure de similarité) basée sur les géodésiques de formes

La plupart des approches de l'état de l'art utilisent la distance quadratique $\| \cdot \|_{L^2}$ comme mesure de similarité pour la correspondance partielle des formes [5, 12, 13]. Pour la correspondance de parties de formes, on note l'utilisation d'une mesure de similarité basée sur le contexte de forme dans [7] ou sur la distance Procuste dans [8]. Les contextes de forme sont définis par des histogrammes log-polaires désignant les distributions des N points échantillonnés relativement à un point donné. Cette méthode a l'inconvénient de s'appuyer sur une correspondance *désordonnée* des points. La méthode Procuste effectue une simple comparaison par une correspondance directe *point-à-point* suite à un recalage rigide. Pour s'affranchir de ces limites, nous proposons d'utiliser une métrique *élastique* basée sur les géodésiques de formes.

Les géodésiques dans l'espace des formes correspondent aux déformations optimales requises pour passer d'une forme à une autre [2, 11]. L'utilisation des géodésiques de formes conduit à aligner une courbe représentative d'une forme à une autre courbe d'une autre forme. Pour comparer deux parties de formes P_1 et P_2 , nous cherchons tout d'abord à établir un recalage robuste entre ces deux courbes ouvertes, paramétrées comme deux signaux 1D par leurs fonctions tangentes θ_1 et θ_2 respectivement. Plus précisément, nous cherchons la fonction de correspondance optimale ϕ^* , entre P_1 et P_2 , qui fait correspondre les points de

caractéristiques similaires. Cette correspondance entre les abscisses curvilignes de P_1 et P_2 est donnée par l'équation suivante :

$$\phi^* = \underset{\phi}{\operatorname{argmin}} \left(\arccos \int_0^1 \sqrt{\phi_s(s)} \left| \cos \frac{\|\theta_1(s) - \theta_2(\phi(s))\|_\rho}{2} \right| ds \right), \quad (1)$$

L'estimateur robuste de Leclerc $\| \cdot \|_\rho$ est utilisé pour pénaliser des valeurs relativement aberrantes : $\|r\|_\rho = 1 - \exp(-r^2/(2\sigma^2))$ où σ est l'écart-type des erreurs r . Le terme $\sqrt{\phi_s(s)}$ pénalise la torsion et l'étirement tout au long des courbes et $\phi_s(s) = \frac{d\phi(s)}{ds}$. Le terme $\sqrt{\phi_s(s)}$ pénalise la torsion et l'étirement tout au long des courbes et $\phi_s(s) = \frac{d\phi(s)}{ds}$. La minimisation est effectuée par programmation dynamique avec une contrainte qui exige une monotonie croissante pour ϕ . Une fois la fonction de correspondance ϕ^* est obtenue, notre distance basée sur les géodésiques de formes D est définie comme l'erreur résiduelle du recalage robuste entre les deux parties de formes P_1 et P_2 par :

$$D(P_1, P_2) = \arccos \int_0^1 \sqrt{\phi_s^*(s)} \left| \cos \left(\frac{\theta_1(s) - \theta_2(\phi^*(s))}{2} \right) \right| ds, \quad (2)$$

A noter que cette expression respecte toutes les conditions nécessaires pour avoir une vraie distance entre les courbes (ceci a été validé par une approche algébrique et variationnelle détaillée dans [15]).

2.3 Schéma proposé pour la reconnaissance

On suppose avoir une base de parties de formes étiquetées, (P_l, C_l) , où P_l est la $l^{\text{ième}}$ partie de forme de la base et C_l est la classe correspondante. La classification d'une nouvelle partie de forme P est issue du classifieur plus proche voisin en fonction de la distance D considérée. Pour gérer l'effet miroir, la distance optimale est calculée avec la requête puis avec sa forme miroitée.

Nous abordons également le problème de la recherche qui consiste à déterminer quelles parties de formes de la base d'apprentissage sont les plus similaires à une partie requête donnée. Nous mesurons la précision de la recherche (PR) par l'équation (3) en tant que pourcentage des parties correctes.

$$PR_{(\text{en } \%)} = \frac{\text{Nbre des parties correctes}}{\text{Nbre des parties recherchées}} \times 100. \quad (3)$$

2.4 Construction de la base des parties de formes étiquetées

En absence d'une base standard de parties de formes, nous proposons de construire une base de parties de formes étiquetées à partir d'une base de formes entières. Tout d'abord, le contour fermé de chaque forme entière est simplifié en un polygone représentatif via la méthode de l'évolution de la courbe discrète (DCE) décrite dans [10]. Par exemple, le contour d'une forme d'une souris de la figure 4 (a) est représenté par le polygone simplifié illustré en figure 4 (b). Ensuite, on

utilise les sommets du polygone simplifié pour obtenir les parties visuelles de son contour d'origine correspondant. Une partie de forme est définie comme un fragment du contour initial limité par une paire non-consécutive de sommets obtenus. Dans la deuxième ligne de la figure 4, nous montrons certaines parties extraites en s'appuyant sur les sommets du polygone simplifié (b) et sur le contour d'origine (a). Ainsi, nous construisons une base de parties de formes étiquetées pour la reconnaissance de parties de formes.

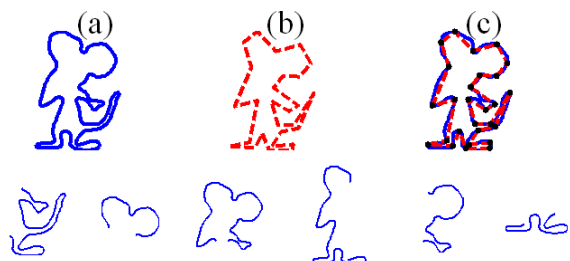


Figure 4 : En (a) le contour d'une forme d'une souris, en (b) le polygone simplifié par DCE et en (c) le polygone de sommets placé sur le contour d'origine (marqués par des cercles noirs). La deuxième ligne illustre certaines parties extraites du contour initial (a).

2.5 Stratégie de sous-sélection

A cause de la grande taille de la base construite de parties de formes, nous proposons une méthode de sous-sélection. Cette stratégie consiste à utiliser la distance proposée dans une analyse multi-échelle. La distance proposée est exploitée à un niveau bas d'échantillonnage k avec M_k points représentatifs ($M_k < N$) pour sélectionner un petit ensemble de parties de formes les plus similaires à la requête donnée. Puis au niveau d'échantillonnage original avec N points représentatifs, nous comparons la requête donnée avec les parties sélectionnées au lieu de la comparer à tous les éléments de la base. L'efficacité de cette stratégie est expérimentalement validée dans la section suivante.

3 Evaluation des performances

Afin d'évaluer les performances de l'approche proposée, nous avons construit la base de parties de formes étiquetées en utilisant la partie B de la base d'images MPEG-7. Cette base d'images est composée d'un grand nombre de formes réelles et synthétiques : 70 classes de formes avec 20 exemples de chaque classe. En utilisant les formes numérotées de 1 à 10 de chaque classe, la méthode de construction de la base d'apprentissage décrite dans la section 2.4 aboutit à une base de près de 60 000 parties de formes étiquetées. Pour tester l'efficacité de notre système de reconnaissance de parties de formes, nous avons choisi 70 requêtes, une requête par classe, parmi les parties issues des formes numérotées de 11 à 20 de la base MPEG-7. Pour chaque classe, la requête est une partie significative d'une instance qui caractérise sa propre classe. Chaque partie de forme est représentée par 100 points échantillonnés ($N = 100$).

Pour montrer l'intérêt de notre méthode d'orientation des parties de formes, nous avons implémenté la méthode angulaire [13], l'alignement Procuste [8, 14] et la méthode du repère canonique [7, 9]. En figure 5, nous avons représenté l'alignement de la partie requête de la guitare donnée en figure 1 avec une partie de la Guitare-2 (élément de la base construite des parties de formes étiquetées). Il est bien montré dans cette figure les limites d'une fixation préalable des extrémités dans les autres alignements par rapport à notre méthode.

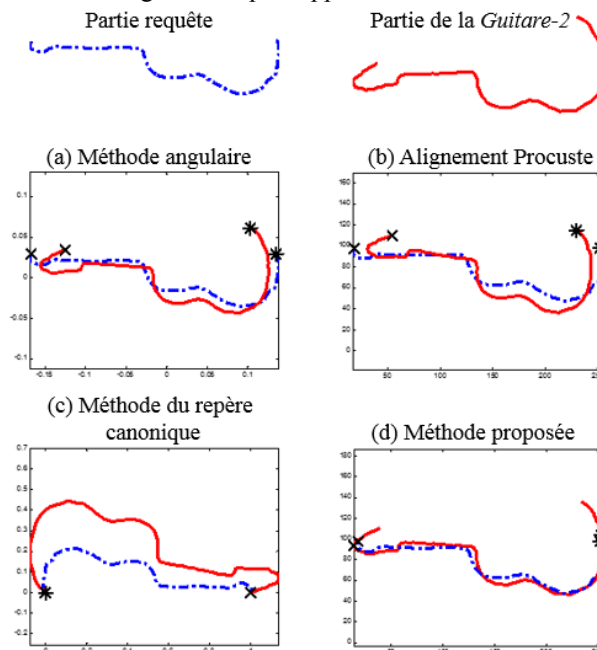


Figure 5 : L'orientation d'une partie requête (partie de la guitare donnée en figure 1) et un élément de la base des parties étiquetées (partie de la Guitare-2) par les quatre méthodes étudiées. Les points extrémités sont marqués par des (x) et des (*).

Distance utilisée		Géodésique	Contexte de forme	Procuste	
Taux moyen	Précision de recherche	92.32%	76.81%	72.03%	
	Classification	1-NN	98.55%	92.75%	88.41%
		5-NN	100%	89.86%	91.30%
		10-NN	100%	89.56%	84.06%

Tableau 1 : Résultats de la recherche et de la classification des 70 requêtes issues de la base MPEG-7 en utilisant la méthode géodésique, la méthode du contexte de forme et la distance de Procuste.

Dans le but de comparer le schéma de reconnaissance proposé aux approches de l'état de l'art, nous avons implémenté la méthode de contexte de forme présentée récemment dans [7] et la distance de Procuste utilisée comme mesure de similarité entre les parties de formes dans [8]. La stratégie de sous-sélection proposée dans la section 2.5 est appliquée sur les trois méthodes à comparer. Nous avons sélectionné un ensemble des parties de formes les plus similaires à une requête donnée à un niveau bas d'échantillonnage avec $N/2$ points représentatifs. Ce sous-ensemble se compose de près de 2% d'éléments de la base construite.

Les résultats de précision de la reconnaissance des 70 requêtes retenues sont récapitulés dans le tableau 1 ci-dessus. Les valeurs du tableau 1 montrent que notre méthode basée sur les géodésiques de formes surpasse la méthode de contexte de forme et la distance de Procruste pour la recherche et la classification de parties de formes.

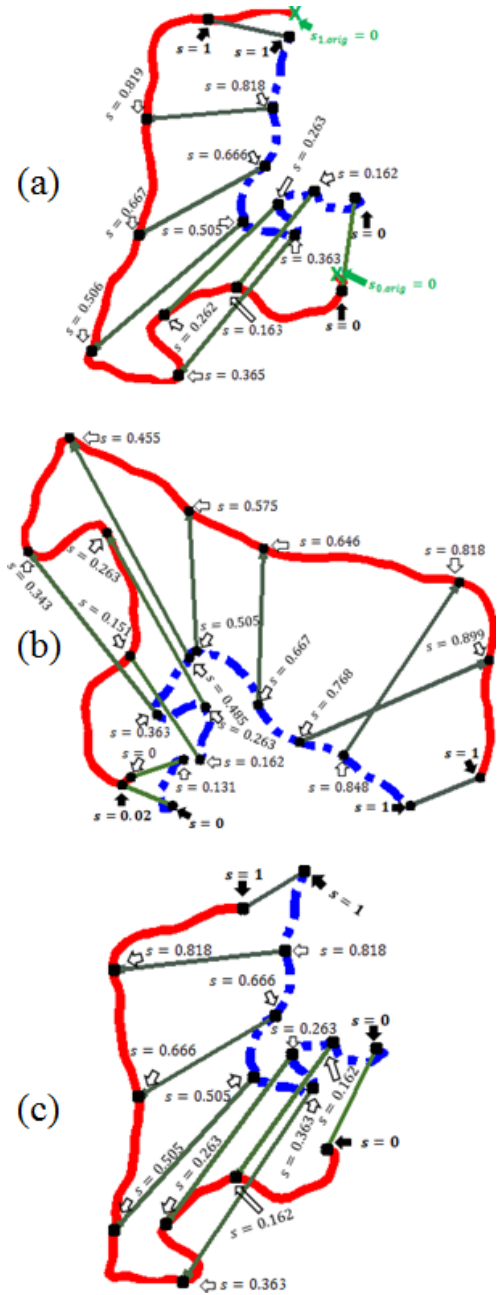


Figure 6 : La correspondance entre une partie de forme du *Cheval-10* (C.48) (courbe continue en rouge) et la partie de contour de cheval retenue dans la figure 1 (courbe pointillée en bleu). En (a) par notre méthode avec une métrique élastique, en (b) par la méthode de contexte de forme et en (c) par la méthode Procruste.

Nous avons également testé l'efficacité de notre approche sur des parties de formes issues d'images segmentées. Nous avons utilisé les 5 parties les plus significatives des 5 images segmentées (une partie de chaque image) données en figure 1. Ces parties sont

utilisées comme des requêtes à reconnaître (à classifier et à rechercher) par notre système. La figure 6 permet d'illustrer la différence majeure entre la méthode géodésique et les deux autres méthodes de l'état d'art. Cette différence réside dans la correspondance obtenue des points échantillonnés des deux parties de formes considérées. Dans la méthode utilisant la distance de Procruste, la correspondance est du type point-à-point. A l'encontre, la méthode géodésique et la méthode du contexte de forme traitent la correspondance des points à l'intérieur de chaque paire comme un problème d'optimisation. Dans la figure 6, nous illustrons les différentes correspondances sur une partie du *Cheval-10* (C.48) et la requête du *Cheval* retenue de la figure 1.

PR = 70%	PR = 40%	PR = 90%	PR = 100%	PR = 100%
C.64, 0.2424	C.22, 0.1758	C.49, 0.0885	C.44, 0.1436	C.43, 0.1877
C.48, 0.2437	C.22, 0.1758	C.49, 0.1097	C.44, 0.1436	C.43, 0.1881
C.48, 0.2441	C.13, 0.1789	C.49, 0.1149	C.44, 0.1465	C.43, 0.1908
C.12, 0.2442	C.13, 0.1873	C.58, 0.1217	C.44, 0.1465	C.43, 0.1944
C.48, 0.2458	C.55, 0.1915	C.49, 0.1304	C.44, 0.1472	C.43, 0.1971
C.12, 0.2495	C.13, 0.1946	C.49, 0.1351	C.44, 0.1629	C.43, 0.1981
C.48, 0.2496	C.55, 0.1971	C.49, 0.1412	C.44, 0.1639	C.43, 0.1992
C.48, 0.2502	C.13, 0.2067	C.49, 0.1434	C.44, 0.1688	C.43, 0.1993
C.48, 0.2527	C.26, 0.2072	C.49, 0.1443	C.44, 0.1699	C.43, 0.2009
C.48, 0.2536	C.34, 0.209	C.49, 0.1461	C.44, 0.1748	C.43, 0.2062

Tableau 2 : Résultats de la recherche en utilisant notre méthode sur les 5 requêtes retenues de la figure 1. En 2ème ligne : taux de précision de la recherche des requêtes. Dans les lignes restantes, nous montrons les 10 parties de formes les plus similaires à chaque requête. (C.x, D) : x est le numéro de la classe dans la base MPEG-7 et D est la distance attribuée à la requête (Eq 2).

PR = 0%	PR = 0%	PR = 90%	PR = 30%	PR = 80%
C.33, 0.1855	C.26, 0.0841	C.49, 0.0834	C.44, 0.1092	C.43, 0.1017
C.5, 0.1871	C.26, 0.0853	C.49, 0.1076	C.69, 0.1186	C.43, 0.1248
C.33, 0.198	C.26, 0.0864	C.49, 0.1148	C.69, 0.1239	C.43, 0.129
C.33, 0.1991	C.26, 0.087	C.49, 0.1173	C.6, 0.1334	C.43, 0.1314
C.5, 0.2042	C.26, 0.087	C.49, 0.1199	C.6, 0.1348	C.43, 0.1334
C.38, 0.2089	C.26, 0.0885	C.55, 0.1213	C.6, 0.1357	C.43, 0.1355
C.41, 0.211	C.26, 0.0898	C.49, 0.1236	C.44, 0.1359	C.43, 0.1374
C.41, 0.2118	C.26, 0.0902	C.49, 0.1238	C.44, 0.1359	C.51, 0.1374
C.33, 0.2142	C.26, 0.0904	C.49, 0.1314	C.6, 0.1364	C.43, 0.1381
C.33, 0.2145	C.26, 0.0905	C.49, 0.1329	C.6, 0.1367	C.51, 0.1393

Tableau 3 : Résultats de la recherche en utilisant l'approche de contexte de forme pour les 5 requêtes retenues de la figure 1. En 2ème ligne: taux de précision de la recherche des requêtes. Les lignes restantes sont organisées de la même manière que celles du tableau 2.

Avec une métrique élastique, la méthode géodésique établit une correspondance correcte et ordonnée entre les points ayant des caractéristiques similaires (figure 6 (a)). Cependant, l'approche basée sur le contexte de forme effectue une correspondance non ordonnée et localement aberrante entre les points de la paire des parties de formes (figure 6 (b)). On peut également voir en figure 6 (c) la fausse correspondance obtenue avec la distance de Procuste aux points de mêmes abscisses curvilignes.

Les résultats de recherche des 5 parties issues des 5 images réelles segmentées de la figure 1 sont donnés par les tableaux 2, 3 et 4. En première ligne du tableau 2, nous avons donné les requêtes utilisées. Les autres lignes du tableau présentent les résultats de recherche obtenus par notre approche. Les résultats obtenus par la méthode de contexte de forme et la méthode Procuste

PR = 0%	PR = 0%	PR = 60%	PR = 0%	PR = 10%
C.66, 0.0754	C.60, 0.0074	C.49, 0.0164	C.69, 0.0067	C.31, 0.0056
C.58, 0.0865	C.34, 0.0081	C.49, 0.0248	C.69, 0.0069	C.51, 0.0059
C.69, 0.0898	C.34, 0.0089	C.49, 0.0261	C.69, 0.0121	C.7, 0.0067
C.1, 0.0961	C.26, 0.0089	C.49, 0.0287	C.17, 0.0137	C.56, 0.007
C.17, 0.0974	C.26, 0.0092	C.47, 0.0294	C.6, 0.0151	C.65, 0.0073
C.36, 0.0991	C.26, 0.0096	C.49, 0.0297	C.6, 0.0152	C.43, 0.0078
C.40, 0.1034	C.26, 0.0097	C.55, 0.0309	C.6, 0.0163	C.61, 0.0078
C.10, 0.1035	C.26, 0.0097	C.21, 0.0327	C.31, 0.0173	C.63, 0.0079
C.66, 0.1045	C.26, 0.0099	C.52, 0.035	C.31, 0.0174	C.63, 0.0079
C.40, 0.106	C.26, 0.01	C.49, 0.0356	C.6, 0.0175	C.51, 0.0079

Tableau 4 : Résultats de la recherche en utilisant la distance de Procuste pour les 5 requêtes retenues de la figure 1. En 2ème ligne : taux de précision de la recherche des requêtes. Les lignes restantes sont organisées de la même manière que celles du tableau 2.

sur les mêmes requêtes sont donnés dans le tableau 3 et le tableau 4 respectivement.

Le taux de précision de recherche de chaque requête (PR) est mesuré comme le pourcentage de parties de formes qui appartiennent à la même classe parmi les 10 parties recherchées les plus similaires à la requête. En utilisant notre approche, le taux de précision de recherche atteint est toujours meilleur que celui obtenu par l'approche basée sur le contexte de forme ou par la méthode Procuste. Par exemple pour la requête partie de *Marteau* (C.44), la méthode de contexte de forme et la méthode Procuste donnent respectivement 30% et 0% du taux de recherche correcte tandis que la méthode géodésique donne 100%. Même si la requête de *Marteau* est une partie représentative de sa forme originale, la méthode du contexte de forme a mal classé des parties de formes de différentes classes (*Os* (C.6) et *Tortue* (C.69)) parmi les 10 parties les plus similaires à

la requête. Pour la même requête du marteau, l'approche Procuste n'a pas réussi à rechercher aucune partie de forme de la même classe. Au contraire, notre méthode a correctement classé des parties même déformées et articulées de la requête parmi les plus similaires. D'où la grande sensibilité de la méthode de contexte de forme et de la méthode Procuste aux articulations et aux déformations élastiques. Même si la méthode de contexte de forme est aujourd'hui la plus utilisée dans la littérature pour la reconnaissance de parties de formes, elle est caractérisée par sa correspondance désordonnée des points.

Reste à souligner que dans le cas où la requête n'est pas assez représentative de sa classe, il pourrait y avoir un grand nombre de parties de formes qui la ressemblent. Par exemple, la requête partie de *Vache* (C.13) est peu significative. Pour cette requête, la méthode de contexte de forme et la méthode Procuste échouent totalement à rechercher les parties de formes de la même classe qui la ressemblent ($PR=0\%$). Notre méthode géodésique donne cependant 40% du taux de recherche correcte. Malgré cette diminution dans le taux de recherche, nous pouvons clairement voir que dans le cas où notre approche n'arrive pas à reconnaître la requête partie de *Vache*, elle fait correspondre les parties de formes qui sont visuellement similaires. A l'encontre, la méthode de contexte de forme et la méthode Procuste ne le font pas.

La méthode proposée a été également testée pour la classification de ces mêmes requêtes issues des images segmentées. Avec l'utilisation du classifieur 10 plus proches voisins, notre méthode classe correctement toutes les requêtes tandis que la méthode de contexte de forme a mal classé 3 requêtes : la partie de *Cheval* (C.48), la partie de *Vache* (C.13) et la partie de *Marteau* (C.44). Aussi, la méthode Procuste a réussi à classer seulement la requête de la partie de *Fer à cheval* (C.44). Par conséquent, notre méthode est aussi plus efficace que ces deux autres méthodes pour la classification de parties de formes.

4 Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous avons proposé un nouveau système de reconnaissance de parties de formes. En particulier, nous avons proposé une distance basée sur les géodésiques de formes pour la recherche et la classification de parties de formes. Les résultats expérimentaux démontrent que notre approche est robuste aux déformations élastiques et aux articulations lorsque les méthodes de l'état de l'art ne le sont pas. Dans les travaux futurs, nous envisageons d'aborder la reconnaissance de formes en utilisant plusieurs parties de formes.

5 Références

- [1] N. Senthilkumaran, R. Rajesh, "Edge detection techniques for image segmentation—a survey of soft computing approaches", *Recent Trends in Engineering and Technology (IJRTET)*, vol. 1, no 2, 2009.
- [2] K. Nasreddine, A. Benzinou and R. Fablet, "Variational shape matching for shape classification and retrieval", *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, no 12, pp. 1650-1657, 2010.
- [3] A. G. Mohod, D. S. Datar, "An efficient and elastic approach for partial shape matching using DTW", *Advent Technology*, vol. 1, no 4, 2013.
- [4] L. J. Latecki, V. Megalooikonomou, Q. Wang, D. Yu, "An elastic partial shape matching technique", *Pattern Recognition*, vol. 40, no 11, pp. 3069-3080, 2007.
- [5] E. Saber, Y. Xu, A. M. Tekalp, "Partial shape recognition by sub-matrix matching for partial matching guided image labeling", *Pattern Recognition*, vol. 38, no 10, pp. 1560-1573, 2005.
- [6] M. Cui, J. Femiani, J. Hu, P. Wonka, A. Razdan, "Curve matching for open 2D curves", *Pattern Recognition Letters*, vol. 30, no 1, pp. 1-10, 2009.
- [7] X. Bai, X. Yang, L. J. Latecki, "Detection and recognition of contour parts based on shape similarity", *Pattern Recognition*, vol. 41, no 7, pp. 2189-2199, 2008.
- [8] P. F. Felzenszwalb, J. D. Schwartz, "Hierarchical matching of deformable shapes." *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, USA, pp. 1-8, 2007.
- [9] K. B. Sun, B. J. Super, "Classification of contour shapes using class segment sets", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, USA, pp. 727-733, 2005.
- [10] S. Bai, X. Wang, and X. Bai, "Aggregating contour fragments for shape classification", *IEEE Conference on Image Processing (ICIP)*, France, 2014.
- [11] M. Merhy, A. Benzinou, K. Nasreddine, M. Khalil and G. Faour, "An optimal elastic partial shape matching via shape geodesics", *IEEE Conference on Image Processing (ICIP)*, France, 2014.
- [12] L. J. Latecki, R. Lakamper, "Application of planar shape comparison to object retrieval in image databases", *Pattern Recognition*, vol. 35, no 1, pp. 15-29, 2002.
- [13] L. J. Latecki, R. Lakamper, D. Wolter, "Optimal partial shape similarity", *Image and vision computing*, vol. 23, no 2, pp. 227-236, 2005.
- [14] G. McNeil, S. Vijayakumar, "Hierarchical Procrustes Matching for shape retrieval", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, USA, pp. 885-894, 2006.
- [15] L. Younes, "optimal matching between shapes via elastic deformations", *Image and Vision Computing*, vol. 17, no 5, 2000.