



HAL
open science

Reconnaissance automatique de gestes manuels en langue des signes

Kamal Nasreddine, Abdesslam Benzinou

► **To cite this version:**

Kamal Nasreddine, Abdesslam Benzinou. Reconnaissance automatique de gestes manuels en langue des signes. RFIA'16: Le vingtième congrès national sur la Reconnaissance des Formes et l'Intelligence Artificielle, Jun 2016, Clermont-Ferrand, France. hal-01332141

HAL Id: hal-01332141

<https://hal.science/hal-01332141>

Submitted on 16 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 automatique de gestes manuels en langue des signes

Kamal Nasreddine

Abdesslam Benzinou

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

nasreddine@enib.fr, benzinou@enib.fr

Résumé

Nous abordons dans ce papier la reconnaissance automatique de gestes manuels statiques pour des applications en langue des signes. Dans un travail précédent, nous avons proposé une méthode de reconnaissance de formes (classification et recherche) basée sur le recalage et les géodésiques de formes. Cette méthode est conçue pour être robuste aux points aberrants et aux variabilités interindividuelles. Cette robustesse peut parfois mener à des confusions lorsque nous travaillons avec des classes de formes à faible dissemblance et donc à faible séparabilité. La différence entre ces classes de formes serait considérée comme donnée aberrante. Dans cet article, nous révisons notre méthode de reconnaissance de formes pour bien s'adapter aux classes à faible dissemblance. Nous nous plaçons en particulier dans le contexte de la reconnaissance de gestes manuels. Les résultats expérimentaux sur la base de référence GESTURES montrent tout l'intérêt de notre approche.

Mots Clefs

Langue de signes, reconnaissance de formes, recalage, robustesse.

Abstract

This paper deals with the static hand gesture recognition for sign language applications. In a previous work, we proposed a method of pattern recognition (classification and research) based on robust registration and shapes geodesics. This robustness may lead sometimes to errors when dealing with databases with low variability among shape classes so low separability. The difference between these classes could be interpreted as aberrant data. In this paper, we revise and adjust our method to be adapted for classes with low dissimilarity. We consider particularly the problem of gesture recognition. Experimental results on the GESTURES test base show the advantage of our approach.

Keywords

Sign language, shape recognition, signal registration, robustness.

1 Introduction

La langue des signes (LS) est une méthode importante de communication pour les gens sourds et muets. Elle est bien structurée avec des gestes codés où chaque geste a une signification qui lui est attribuée. Il existe dans le monde différentes langues des signes chacune avec son propre vocabulaire et gestes. Quelques exemples sont la langue des signes française (LSF), la langue des signes américaine (LSA), la langue des signes britannique (LSB), etc. Cette langue est couramment utilisée dans les communautés de sourds-muets, y compris les interprètes, les amis et les familles. Cependant, ces langues ne sont pas généralement connues en dehors de ces communautés, et donc les barrières de communication existent entre les sourds et les entendants. Les gens sourds-muets comptent sur des interprètes en langue des signes pour la communication. Cependant, trouver quotidiennement des interprètes qualifiés et expérimentés est une tâche très difficile et aussi inabordable. D'où l'intérêt et le besoin croissant des outils d'analyse et d'annotation automatiques de vidéo de langue des signes. Un tel système permettrait de réduire les obstacles à la communication entre les sourds-muets et les autres personnes.

Dans les dernières années il y a eu un intérêt accru parmi les chercheurs pour reconnaître l'alphabet et interpréter les mots de la langue des signes et les phrases automatiquement. Récemment, plusieurs approches de reconnaissance de signes ont été proposées [1–4]; toutefois, un système de reconnaissance automatique de la langue des signes efficace reste un problème ouvert. La communication en langue des signes est multimodale, il s'agit non seulement de gestes de la main, mais également des signes non manuels. C'est une langue où on transmet l'information visuellement par des gestes de mains, par la position de la tête et des parties du corps ou par les expressions faciales. Néanmoins, dans ce papier seulement le geste manuel est concerné et en particulier le geste statique de la main (figure 1).

Notre intérêt se concentrera donc dans ce papier à la reconnaissance du geste manuel en utilisant le contour de la main seulement. La reconnaissance utilisant le contour

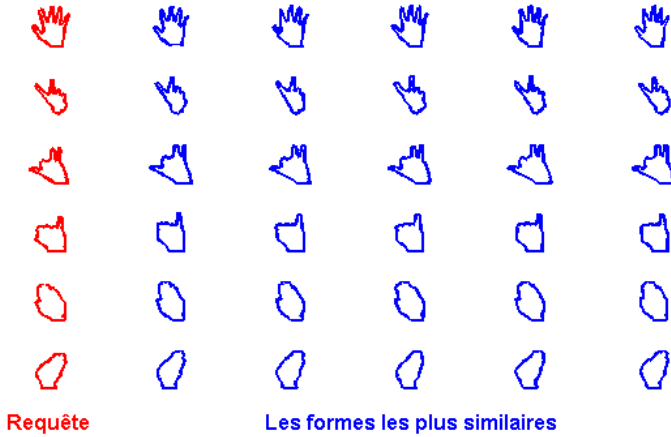


FIGURE 1 – Exemples de réponses de recherche de certaines requêtes de la base de gestes GESTURES. Notre approche est capable de rechercher des formes de gestes pertinents et similaires aux requêtes.

est confrontée à plusieurs problèmes ; il pourrait y avoir peu de différence entre les contours de différents gestes, et de différence relativement élevée entre les contours du même geste. Dans les travaux de l'état de l'art, le contour de la main a été décrit par les descripteurs de Fourier [5–8], les moments de Hu [9–12], les ondelettes [13–15], le contexte de forme [16, 17], . . . Nous proposons dans cet article de réaliser la reconnaissance de gestes en se basant sur les géodésiques dans l'espace de formes. L'analyse de formes en utilisant les géodésiques dans l'espace des formes est apparue comme un outil puissant pour comparer des formes en assurant l'invariance aux transformations géométriques. L'étude des espaces de formes planaires a connu récemment un regain d'intérêt [18–24] ; ces espaces de formes ont été étudiés pour l'analyse des variations de formes dans de nombreuses applications de vision par ordinateur : en particulier en surveillance [25, 26], en imagerie médicale [25, 27, 28] et en météorologie [29].

Les performances de la méthode proposée sont comparées à celles obtenues avec les descripteurs de Fourier [5], les moments de Hu [5] et d'autres algorithmes plus récents testés sur une base de référence de gestes manuels, la base GESTURES [30–34]. Cette base de référence est utilisée dans la littérature pour tester la reconnaissance de gestes statiques en utilisant le contour de la main sans autres caractéristiques. Quelques exemples de recherche obtenus par notre méthode sont reportés dans la figure 1 ci-avant.

La suite de cet article est organisée comme suit. Dans la section 2 nous décrivons notre méthode de reconnaissance automatique de gestes basée recalage et géodésiques de formes. La section 3 est réservée aux expériences menées sur la base GESTURES en vue de la validation et de la comparaison. Enfin, la conclusion est donnée dans la section 4.

2 Méthode de reconnaissance

Dans la plupart des cas, nous pouvons extraire de la forme de la main certains points de caractéristiques spécifiques qui correspondent à des points similaires sur les formes de différentes instances du même geste. Il est utile de bénéficier de cette information sur la correspondance de points pour la comparaison de formes. L'idée principale ici est de trouver la correspondance optimale des points des contours afin de l'utiliser pour la comparaison.

Nous considérons ici l'approche basée sur les géodésiques de formes récemment proposée dans [18] qui s'est avérée pour donner de très bonnes performances pour la classification et la recherche des formes sur la base d'images MPEG-7. Le recalage de contours de formes est posé comme un problème de recherche d'un chemin géodésique dans un espace de formes. Nous avons introduit dans cette méthode un critère robuste dans la procédure de recalage de forme et dans la comparaison entre les formes afin de minimiser l'effet de la variabilité interindividuelle dans la même classe. Cependant, dans le cas des bases d'images où il y a une faible différence entre les formes de différentes classes, cette légère déformation serait considérée comme aberrante. C'est le cas des images utilisées dans la reconnaissance de gestes par exemple. Dans un tel cas, nous suggérons d'utiliser le critère robuste pour trouver la meilleure correspondance de points, mais ne pas l'utiliser dans la comparaison entre les formes une fois le recalage est effectué.

Soient F et \tilde{F} deux formes paramétrées par les fonctions d'angle θ et $\tilde{\theta}$ respectivement. La fonction angle est définie comme étant l'angle que fait la tangente au point de la courbe avec l'axe horizontal. En utilisant cette paramétrisation des deux courbes $2D$, le recalage des deux contours revient à un recalage de signaux $1D$ (figure 2).

Notre approche de recalage robuste entre les deux formes F et \tilde{F} consiste à minimiser la fonctionnelle $E^{F\tilde{F}}(\phi)$ donnée par :

$$E^{F\tilde{F}}(\phi) = (1 - \alpha) E_D^{F\tilde{F}}(\phi) + \alpha E_R(\phi) \quad (1)$$

$$E_D^{F\tilde{F}}(\phi) = \arccos \int_0^1 \sqrt{\phi_s(s)} \left| \cos \frac{\rho(r(s))}{2} \right| ds \quad (2)$$

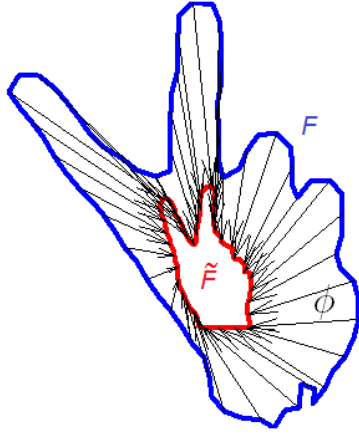
$$E_R(\phi) = \int_0^1 |\phi_s(s)|^2 ds \quad (3)$$

où ϕ désigne la fonction de correspondance, s est l'abscisse curviligne, $\phi_s = \frac{d\phi}{ds}$ et $r(s) = \theta(s) - \tilde{\theta}(\phi(s))$.

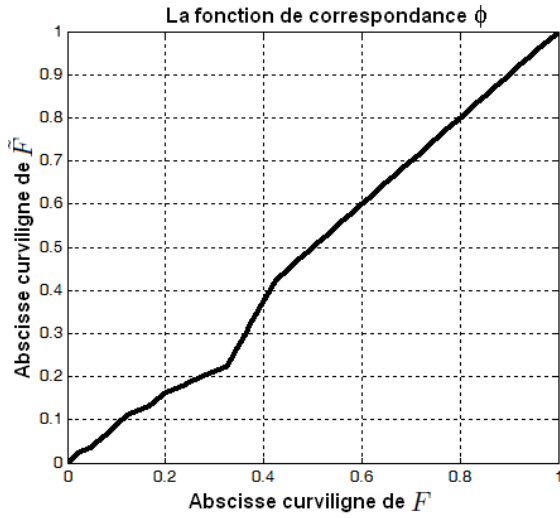
La mesure de similarité $E_D^{F\tilde{F}}(\phi)$ considérée ici permet de rechercher le trajet géodésique entre les deux formes $2D$, F et \tilde{F} .

La norme robuste $\rho(r)$ est empruntée au domaine des statistiques robustes [35] et permet d'améliorer la robustesse du recalage aux données aberrantes. α est un paramètre qui contrôle la régularité de la solution ϕ^* .

La métrique proposée dans [18] exploite le résidu du reca-



(a)



(b)

FIGURE 2 – La fonction de correspondance ϕ entre deux formes F et \tilde{F} . (a) : visualisation de la fonction de correspondance comme recalage de contours $2D$; (b) : la fonction de correspondance est une fonction monotone qui fait correspondre une abscisse curviligne entre 0 et 1 sur le premier contour à l’abscisse curviligne du deuxième contour.

lage de la façon suivante :

$$d_1(F, \tilde{F}) = E_D^{F\tilde{F}}(\phi^*) \text{ où } \phi^* = \operatorname{argmin}_{\phi \in T} E^{F\tilde{F}}(\phi) \quad (4)$$

avec T l’espace des transformations admissibles (croisantes et régulières).

Nous proposons ici une adaptation de cette métrique aux différences sur la forme de main qui peuvent être très légères d’un geste à l’autre (figure 3). Si on utilise la norme robuste pour comparer deux formes de gestes très proches, la légère déformation pourrait être considérée comme une donnée aberrante. C’est pourquoi, nous proposons ici que la norme robuste soit utilisée pour trouver la correspondance optimale, mais pas pour la comparaison entre les formes une fois le recalage est effectué.

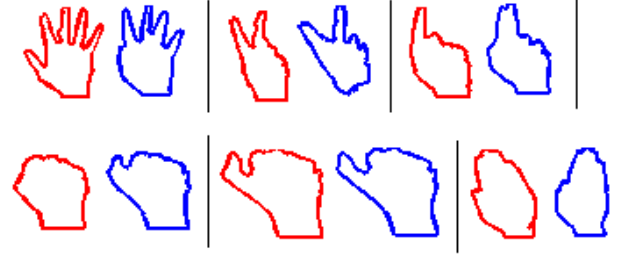


FIGURE 3 – Paires de gestes distincts ayant des différences dans seulement quelques points des formes de la main. En utilisant la distance de l’équation (4), ces différences sont considérées comme des données aberrantes menant à une confusion entre ces gestes.

Dans nos travaux antérieurs [18], la norme robuste a été utilisée dans les deux étapes car les classes de la base de test ne comportaient pas de formes aussi proches ; la norme robuste a été voulue dans la comparaison pour minimiser l’effet de la variabilité interindividuelle au sein de la même classe.

La métrique ici devient :

$$d_2(F, \tilde{F}) = 2 \arccos \int_s \sqrt{\phi_s^*(s)} \left| \cos \frac{\theta(s) - \tilde{\theta}(\phi^*(s))}{2} \right| ds \quad (5)$$

où $\phi^* = \operatorname{argmin}_{\phi \in T} E^{F\tilde{F}}(\phi)$.

3 Expériences sur la base GESTURES

Dans nos expériences, nous utilisons la base GESTURES fournies par [31]. La base contient 980 formes correspondant à 17 classes de gestes (les 17 requêtes sont données en figure 4). Cette base est utilisée dans la littérature pour évaluer l’efficacité de la recherche pour les méthodes proposées pour la reconnaissance de geste statique.

Comme dans les précédents travaux d’évaluation de reconnaissance sur la base GESTURES, nous calculons la distance entre les requêtes et chaque forme de la base. Chaque requête récupère les 50 formes les plus similaires. Ensuite, pour évaluer l’efficacité de la recherche, on calcule deux mesures :

1. **Précision** : la proportion des formes pertinentes récupérées par rapport au nombre total de formes extraites.

$$Precision = \frac{Nbre \text{ des formes extraites correctement}}{Nbre \text{ des formes extraites}} \quad (6)$$

2. **Rappel** : la proportion des formes pertinentes récupérées par rapport au nombre total de formes pertinentes dans la base.

$$Recall = \frac{Nbre \text{ des formes extraites correctement}}{Nbre \text{ des formes correctes dans la base}} \quad (7)$$

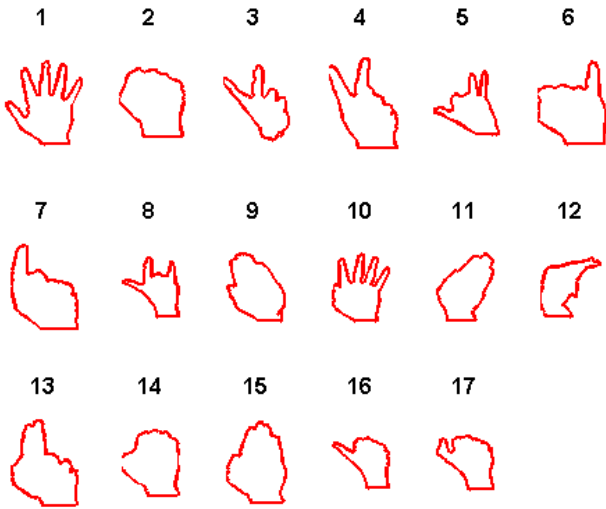


FIGURE 4 – Les requêtes de la base GESTURES. Cette base [30] contient 980 formes correspondant à des gestes manuels.

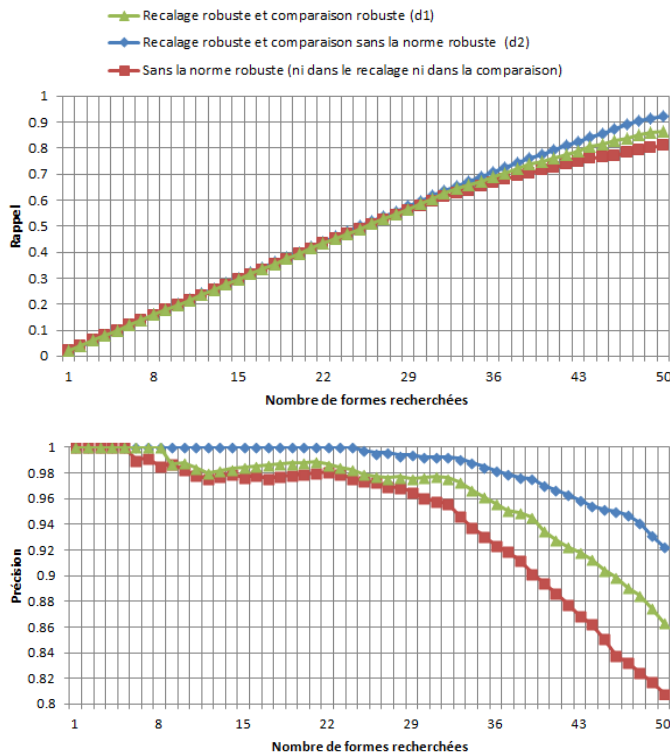


FIGURE 5 – Mesures moyennes de la précision et du rappel obtenues sur la base GESTURES.

Les mesures de la précision et du rappel sont calculées sur les requêtes de test en utilisant notre méthode proposée avec la norme robuste utilisée pour faire la correspondance et la comparaison (Eq. (4)), pour faire la correspondance seulement (Eq. (5)) et sans la norme robuste. Les valeurs moyennes des mesures de la précision et du rappel sont rapportées dans la figure 5 pour les trois algorithmes en

fonction du nombre de formes récupérées (1 à 50). Chaque point dans les courbes est la moyenne sur les 17 requêtes. Une méthode est meilleure que l'autre, si elle atteint une meilleure précision et un meilleur rappel. En général, la norme robuste que nous avons ajoutée à la mesure de similarité permet de récupérer un plus grand nombre de formes pertinentes (figure 5). Nous pouvons voir que lorsque nous n'utilisons pas de tout la norme robuste dans le processus de correspondance, la méthode devient sensible aux détails ce qui reflète une baisse de performance. En plus, le meilleur résultat est obtenu lorsque la norme robuste est utilisée pour le recalage seulement sans l'utiliser pour faire la comparaison.

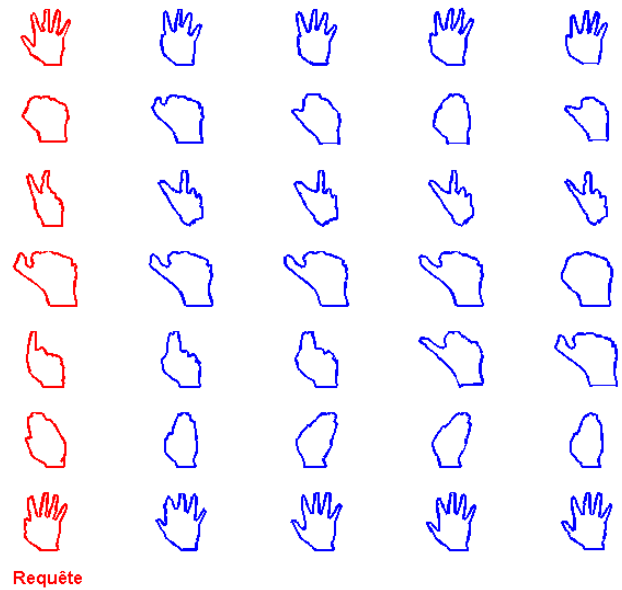


FIGURE 6 – Des exemples de résultats de recherche (parmi les 50 formes les plus proches) en utilisant la distance de l'équation (4). Ces fausses formes recherchées diffèrent des requêtes en quelques points seulement, ces différences ont été jugées comme mesures aberrantes.

Afin de donner une idée plus claire, nous montrons dans la figure 6 des exemples de résultats de recherche en utilisant la distance de l'équation (4). Les formes reportées ont été classées parmi les 50 formes les plus proches aux requêtes alors qu'elles sont de gestes différents. Cette confusion vient du fait que la différence entre la requête et la forme est seulement sur certains points. La norme robuste dans la comparaison a traité cette différence comme mesure aberrante et ne l'a pas prise en compte. En utilisant la distance de l'équation (5) cette confusion est écartée. Des exemples de recherche par notre nouvelle métrique proposée sont donnés dans la figure 1.

Afin de comparer les résultats de notre méthode proposée aux méthodes précédentes, nous nous référons au dernier travail qui a présenté des résultats sur cette base, présenté dans [33]. Dans ce travail, les mêmes requêtes et les mêmes mesures sont utilisées. La comparaison est effec-

tuée en courbes de précision-rappel pour chaque méthode dans la figure 7. L'axe horizontal correspond au rappel mesuré tandis que l'axe vertical correspond à la précision. Chaque courbe contient exactement 50 points correspondant aux valeurs de précision et de rappel calculées à partir de chaque ensemble de réponses (1 à 50). Le $n^{\text{ième}}$ point d'une courbe de précision-rappel correspond aux valeurs de précision-rappel pour les n formes dans la base la plus proches aux requêtes.

Les courbes de précision-rappel (figure 7) montrent que notre méthode surpasse les méthodes traditionnelles de recherche de formes basés sur des descripteurs de Fourier [36] et des moments [37–39]. Nous établissons également la supériorité de notre méthode par rapport aux méthodes plus récentes [30–33]. Le lecteur peut se référer à [1, 2, 4] pour des applications de ces méthodes dans les systèmes de reconnaissance en langue des signes et à [30–34] pour les performances sur la base GESTURES.

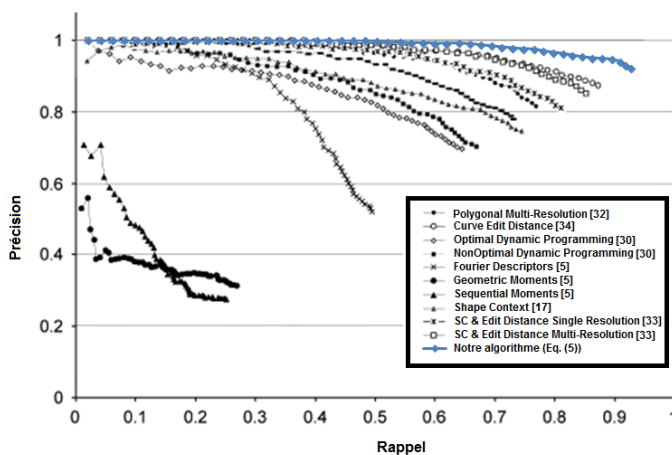


FIGURE 7 – Les courbes précision-rappel de la recherche dans la base GESTURES. Notre méthode surpasse tous les algorithmes précédents.

La performance de notre approche est principalement due à son invariance aux transformations géométriques (translation, rotation et mise à l'échelle) et sa base de comparaison utilisant les caractéristiques locales de forme. En particulier, les points de courbure élevée jouent un rôle clé. Une autre propriété importante de la métrique proposée, par rapport aux autres, est dans le fait que nous cherchons le chemin géodésique optimal (dans l'espace de forme) du coût minimal de déformation alignant les deux formes. C'est une façon appropriée pour modéliser la variation interindividuelle dans des formes de mains. Ce coût de la déformation est relativement faible si l'on considère le même geste que si l'on considère des formes de différents gestes.

4 Conclusion

Nous avons proposé dans ce papier d'utiliser une approche basée sur le recalage de formes et les géodésiques pour la reconnaissance de geste en vue d'application en langue des

signes. Nous avons validé la méthode proposée par des expériences sur une base de gestes statiques. Les expériences montrent que notre approche est bien adaptée à la reconnaissance de gestes. Les performances de notre méthode dépassent celles des méthodes de comparaison de forme traditionnelles basées sur des descripteurs de Fourier ou des moments et des méthodes optimales et non optimales plus récentes. La modification menée sur la distance entre les formes a été montrée nécessaire pour cette application et pour toute application impliquant des formes très similaires d'une classe à une autre. Les travaux futurs comprennent l'expérimentation avec plus de gestes et la proposition de méthodes impliquant les gestes dynamiques.

Références

- [1] M.E. Al-Ahdal and N.M. Tahir, "Review in sign language recognition systems," in *ISCI'12 : IEEE Symposium on Computers Informatics*, March 2012, pp. 52–57.
- [2] A.K. Sahoo, G. S. Mishra, and K. K. Ravulakollu, "Sign language recognition : State of the art," *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 9, no. 2, pp. 116–134, 2014.
- [3] S.N. Sawant and M.S. Kumbhar, "Real time sign language recognition using pca," in *ICACCCT'14 : International Conference on Advanced Communication Control and Computing Technologies*, May 2014, pp. 1412–1415.
- [4] S. Rautaray and A. Agrawal, "Vision based hand gesture recognition for human computer interaction : a survey," *Artificial Intelligence Review*, vol. 43, no. 1, pp. 1–54, 2015.
- [5] T.H. Cormen, *Introduction to algorithms*, MIT press, 2009.
- [6] P. Trigueiros, F. Ribeiro, and L.P. Reis, "Vision-based portuguese sign language recognition system," in *New Perspectives in Information Systems and Technologies, Volume 1*, pp. 605–617. Springer, 2014.
- [7] PVV Kishore, MVD Prasad, C Raghava Prasad, and R Rahul, "4-camera model for sign language recognition using elliptical fourier descriptors and ann," in *Signal Processing And Communication Engineering Systems (SPACES), 2015 International Conference on. IEEE*, 2015, pp. 34–8.
- [8] A. Izzah and N. Suciati, "Translation of sign language using generic fourier descriptor and nearest neighbour," *International Journal on Cybernetics and Informatics*, vol. 3, no. 1, pp. 31–41, 2014.
- [9] Ming-Kuei Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *information Theory, IRE Transactions on*, vol. 8, no. 2, pp. 179–187, 1962.
- [10] KC Otiniano-Rodríguez, G Cámara-Chávez, and D Menotti, "Hu and zernike moments for sign language recognition," in *Proceedings of the International Conference on Image Processing, Computer*

Vision, and Pattern Recognition (IPCV). The Steering Committee of The World Congress in Computer Science, Computer Engineering and Applied Computing (WorldComp), 2012, p. 1.

- [11] M Handouyahia, D Ziou, and S Wang, "Sign language recognition using moment-based size functions," in *Proc. International Conference on Vision Interface*, 1999, pp. 210–216.
- [12] P. Premaratne, S. Yang, Z. Zou, and P. Vial, "Australian sign language recognition using moment invariants," in *Intelligent Computing Theories and Technology*, pp. 509–514. Springer, 2013.
- [13] A. Karami, B. Zanj, and A.K. Sarkaleh, "Persian sign language (psl) recognition using wavelet transform and neural networks," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 3, pp. 2661–2667, 2011.
- [14] J. Isaacs and S. Foo, "Hand pose estimation for american sign language recognition," in *System Theory, 2004. Proceedings of the Thirty-Sixth Southeastern Symposium on*, 2004, pp. 132–136.
- [15] PVV Kishore and P Rajesh Kumar, "A video based indian sign language recognition system (inslr) using wavelet transform and fuzzy logic," *International Journal of Engineering and Technology*, vol. 4, no. 5, pp. 537, 2012.
- [16] V.J. Arulkarthick and S. Umamaheswari, "Sign language recognition by hand gestures using shape context matching and stochastic context free grammar," *International Journal Of Applied Engineering Research*, vol. 10, no. 16, pp. 37557–37562, 2015.
- [17] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha, "Shape matching and object recognition using shape contexts," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 4, pp. 509–522, 2002.
- [18] 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.
- [19] P. Michor, D. Mumford, J. Shah, and L. Younes, "A metric on shape space with explicit geodesics," *Rendiconti Lincei - Matematica e Applicazioni*, vol. 9, pp. 25–57, 2008.
- [20] W. Mio, J. Bowers, and X. Liu, "Shape of elastic strings in euclidean space," *International Journal of Computer Vision*, vol. 82, no. 1, pp. 96–112, 2009.
- [21] F.L. Bookstein, "Size and shape spaces for landmark data in two dimensions (with discussion)," *Statistical Science*, vol. 1, no. 2, pp. 181–242, 1986.
- [22] L. Younes, "Optimal matching between shapes via elastic deformations," *Image and Vision Computing*, vol. 17, no. 5, pp. 381–389, 2000.
- [23] E. Klassen and A. Srivastava, "Geometric analysis of planar shapes using geodesic paths," in *36th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2002, vol. 1, pp. 468–472.
- [24] E. Klassen, A. Srivastava, M. Mio, and S.H. Joshi, "Analysis of planar shapes using geodesic paths on shape spaces," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 3, pp. 372–383, 2004.
- [25] A. Srivastava, S. Joshi, D. Kaziska, and D. Wilson, "Applications of planar shape analysis to image-based inferences," in *30th IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2005, vol. 5, pp. 1037–1040.
- [26] G. Charpiat, "Learning shape metrics based on deformations and transport," in *2nd IEEE Workshop on Non-Rigid Shape Analysis and Deformable Image Alignment*, 2009, pp. 328–335.
- [27] W. Mio, A. Srivastava, and S. Joshi, "On shape of plane elastic curves," *International Journal of Computer Vision*, vol. 73, no. 3, pp. 307–324, 2007.
- [28] G. Charpiat, O. Faugeras, and R. Keriven, "Approximations of shape metrics and application to shape warping and empirical shape statistics," *Foundations of Computational Mathematics*, pp. 1–58, 2005.
- [29] I. Cohen and I. Herlin, "Tracking meteorological structures through curves matching using geodesic paths," in *6th International Conference on Computer Vision*, 1998, pp. 396–401.
- [30] E.G.M. Petrakis, A. Diplaros, and E. Milios, "Matching and retrieval of distorted and occluded shapes using dynamic programming," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 11, pp. 1501–1516, 2002.
- [31] E. Milios and E.G.M. Petrakis, "Shape retrieval based on dynamic programming," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, pp. 141–146, 2000.
- [32] E. Attalla and P. Siy, "Robust shape similarity retrieval based on contour segmentation polygonal multiresolution and elastic matching," *Pattern Recognition*, vol. 38, no. 12, pp. 2229–2241, 2005.
- [33] M.R. Daliri and V. Torre, "Robust symbolic representation for shape recognition and retrieval," *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 5, pp. 1799–1815, 2008.
- [34] T.B. Sebastian, P.N. Klein, and B.B. Kimia, "On aligning curves," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 1, pp. 116–125, 2003.
- [35] P. Huber, *Robust statistics*, John Wiley and Sons, New York, 1981.
- [36] T.P. Wallace and P.A. Wintz, "An efficient three-dimensional aircraft recognition algorithm using normalized fourier descriptors," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 13, no. 2, pp. 99–126, 1980.

- [37] M.K. Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 8, no. 2, pp. 179–187, 1962.
- [38] L. Gupta and M.D. Srinath, "Contour sequence moments for the classification of closed planar shapes," *Pattern Recognition*, vol. 20, no. 3, pp. 267–272, 1987.
- [39] M.W. Koch and R.L. Kashyap, "Matching polygon fragments," *Pattern Recognition Letters*, vol. 10, no. 5, pp. 297–308, 1989.