



**HAL**  
open science

## Identification de personnes en vue frontale par analyse de mouvement

Ahmed Derbel, Sylvie Treuillet, Yousra Ben Jemaa, Bruno Emile, Abdelmajid  
Ben Hamadou

► **To cite this version:**

Ahmed Derbel, Sylvie Treuillet, Yousra Ben Jemaa, Bruno Emile, Abdelmajid Ben Hamadou. Identification de personnes en vue frontale par analyse de mouvement. Reconnaissance de Formes et Intelligence Artificielle (RFIA) 2014, Jun 2014, France. hal-00989054

**HAL Id: hal-00989054**

**<https://hal.science/hal-00989054>**

Submitted on 9 May 2014

**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.

# Identification de personnes en vue frontale par analyse de mouvement

## Human identification in frontal view using the silhouette motion distribution

A. Derbel<sup>1,2</sup>, S. Treuillet<sup>1</sup>, Y. B. Jemaa<sup>3</sup>, B. Emile<sup>1</sup> and A. B. Hamadou<sup>2</sup>

<sup>1</sup>PRISME laboratory, 12 rue de Blois, F-45067 Orleans Cedex2, France

<sup>2</sup>MIRACL laboratory, ISIMS, BP. 242-3021, Sfax, Tunisia

<sup>3</sup>Signal and System Research Unit, ENIS, route de soukra, BP. 3038-3052, Sfax, Tunisia

ahmed.derbel@gmail.com

### Résumé

*Dans l'émergence des méthodes biométriques non-intrusives, l'identification des personnes par la démarche est une piste prometteuse. La plupart des approches existantes analysent la démarche en vue latérale, très peu proposent une reconnaissance sur vue frontale. Ceci s'explique par le fait que les mouvements sont plus difficilement perceptibles dans ce cas. Ce papier propose d'exploiter la distribution de mouvement sur toute la silhouette pour identifier les personnes en vue frontale. Deux nouvelles représentations sont introduites : une représentation fréquentielle en niveaux de gris (RFD) et une représentation binaire sous forme d'enveloppe (RED). Deux descripteurs basés sur l'entropie et la dispersion du mouvement par rapport au centre de la silhouette caractérisent la RFD. Tandis que plusieurs signatures de la RED sont obtenues par des descripteurs de forme classiques. Le test des diverses combinaisons possibles montre que la fusion des deux descripteurs proposés de RFD avec les moments de Zernike de RED donne de bons résultats vis-à-vis de l'état de l'art en reconnaissance de personnes en vue frontale.*

### Mots Clef

Identification de personnes, analyse de la démarche, vue frontale.

### Abstract

*Gait becomes recently one of the most emergent biometric for non-intrusive people identification. Most of existing approaches perform gait recognition in lateral view, and only few are designed to frontal view since the limited motion strength that makes more difficult people identification. This paper proposes to exploit the motion distribution all over the silhouette in video sequence to identify persons by gait in frontal view. We first introduce two new representations of the motion distribution named gait frequency representation (RFD) and gait envelope representation (RED). Then, we propose two descriptors based on the motion entropy and the motion dispersion according to the silhouette centroid to characterize the grey-level RFD. We have also tested many shape descriptors to characterize the*

*binary RED. Obtained results show that the proposed approach, merging the two proposed descriptors with the Zernike moments, provides good performances compared to existing works.*

### Keywords

Human identification, gait analysis, frontal view.

### 1 Introduction

L'identification de personnes en utilisant des caractéristiques biométriques est un domaine de recherche très actif en vision par ordinateur. Les techniques biométriques peuvent être classées en deux grandes catégories selon le degré de coopération de la personne dans la phase d'identification : intrusives ou non intrusives. Les techniques biométriques intrusives nécessitent que l'individu soit en contact direct avec le matériel d'acquisition (empreintes digitales) ou situé à une distance raisonnablement limitée par rapport à la caméra (cas du visage ou l'iris). Les approches intrusives ont permis d'atteindre des performances assez élevées, ce qui explique leur large application dans le contexte judiciaire. Toutefois, des exigences de plus en plus contraignantes sont demandées de nos jours. Par exemple, la personne doit être correctement identifiée à distance, sans coopérer dans le processus d'identification et sans avoir de contact avec le matériel d'acquisition. Dans ce contexte, les techniques biométriques basées sur la modélisation de la démarche humaine présentent actuellement la stratégie la plus envisageable et la plus attractive.

Plusieurs travaux ont été proposés dans la littérature pour identifier les personnes par la démarche. La majorité d'entre eux se sont focalisés sur la caractérisation des déplacements latéraux puisque le mouvement est plus difficilement perceptible en frontal. Une première stratégie consiste à exploiter des descripteurs spatio/temporels extraits à partir des variations des points d'articulation du corps comme des distances [3, 19] ou des angles [6, 11, 21, 24]. Une seconde stratégie repose sur le développement d'une signature globale modélisant les variations entre les images binaires ou de contour successives des silhouettes [7, 8, 12, 14, 15, 16, 17, 22]. Dans plusieurs

travaux, cette signature globale est basée sur une série d'images de différence pour représenter le mouvement de la personne dans le plan de l'image (MEI [4]), ou pour ne conserver que les mouvements les plus récents dans le déplacement (MHI [4]). Une autre approche (AEI [23]), basée sur une méthode de réduction de dimensionnalités (2DLPP), appliquée sur le cumul des images de différence successives, a aussi été proposée pour caractériser la démarche.

Cependant, les déplacements latéraux sont généralement de courtes durées car les personnes restent peu de temps dans le champ de vue de la caméra. Des séquences frontales, de durée plus importantes, sont souvent visibles dans le réseau de caméras. Ceci permet généralement une augmentation considérable de la probabilité d'observer les personnes dans cette position. C'est une des raisons pour laquelle quelques approches latérales ont été testées sur des séquences frontales, alors que certaines approches ont été spécialement conçues pour le point de vue frontal.

Le travail proposé dans [8] exploite les variations temporelles de la forme des silhouettes pour caractériser une personne par la démarche. La première étape consiste à modéliser chaque silhouette par un vecteur intégrant les distances entre le centroïde de la silhouette et des points du contour. Puis, les vecteurs représentant un passage de personne sont moyennés après avoir été centrés afin de limiter l'impact de la translation. L'identification des personnes est réalisée en utilisant les vecteurs propres relatifs aux plus grandes valeurs propres de chaque signature moyenne. Un autre travail [16] projette les silhouettes sur un disque dans le plan polaire. Le disque est uniformément divisé en plusieurs régions d'angle et distances variables par rapport au point central. Finalement, la phase de caractérisation consiste à calculer le nombre de pixels de la silhouette situé dans chaque région polaire. L'approche proposée dans [18] consiste à construire une signature volumique de la démarche en plaçant les points du contour des silhouettes dans un espace 3D ( $x, y, t$ ). La reconnaissance des personnes est réalisée en fusionnant les moments de Hu extraits de cette représentation volumique avec d'autres caractéristiques telles que le nombre d'images dans un cycle de marche, la hauteur de la silhouette et la variation maximale de la largeur de la silhouette durant le déplacement. Tous les travaux précédents appliquent une classification par KPPV. Dans [20], les auteurs ont proposé de couvrir la surface intérieure des silhouettes par des rectangles adaptatifs. Une étape de filtrage est réalisée afin d'assurer un bon compromis entre l'espace couvert et le nombre de rectangles utilisé. Pour chaque image, deux histogrammes, qui représentent les distributions respectives des largeurs et des hauteurs des rectangles, sont concaténés. Finalement, un vote majoritaire sur l'ensemble des signatures est appliqué afin d'identifier une séquence requête par rapport aux séquences références.

L'objectif de ce papier est de proposer une nouvelle approche pour identifier les personnes en vue frontale.

Notre approche est basée sur une modélisation de la distribution du mouvement humain sur toutes les silhouettes dans une séquence en proposant deux nouvelles représentations : la Représentation Fréquentielle de la Démarche (RFD) et la Représentation de l'Enveloppe de la Démarche (RED). Nous avons également introduit deux nouveaux descripteurs pour modéliser la RFD et nous avons testé plusieurs descripteurs de formes classiques pour représenter la RED. L'étude comparative, avec des travaux existants, a montré que la fusion des descripteurs les plus robustes, extraits à partir de ces deux représentations, offre de bonnes performances sur une base large et complexe.

Dans la section suivante, nous introduisons le processus de caractérisation frontale proposé. La section 3 présente le protocole de test et tous les résultats obtenus. La dernière section expose la conclusion et les perspectives de ce travail.

## 2 Processus de caractérisation frontale

Instinctivement, le déplacement humain est un phénomène mécanique similaire pour toutes les personnes : variations des articulations des jambes, suivies par un mouvement de la position d'équilibre (hanches) et finalement un déplacement du reste du corps. De plus, les mouvements des silhouettes, en vue frontale, sont assez faibles car les personnes se déplacent en un bloc compact. La phase de caractérisation est alors assez difficile dans ce cas. Pourtant le cerveau humain est capable de reconnaître une personne en vue frontale de loin.

En analysant les mouvements, nous sommes capables de détecter quelques particularités qui diffèrent d'une personne à l'autre. Par exemple, une personne peut bouger ou pas ses bras (dynamique différente). De même, le mouvement de la tête sera plus ou moins important suivant la longueur de la foulée. En s'appuyant sur ces constatations, nous proposons de fonder notre approche sur l'hypothèse suivante : nous pouvons correctement caractériser une personne par la démarche en point de vue frontal si nous parvenons à modéliser correctement la distribution des mouvements de la personne dans toute sa silhouette. Pour assurer cet objectif, nous introduisons dans la section suivante deux nouvelles représentations appelées Représentation Fréquentielle de la Démarche (RFD) et Représentation de l'Enveloppe de la Démarche (RED). Ces deux représentations sont calculées à partir des images binaires des silhouettes : les pixels blancs forment la silhouette et les pixels noirs représentent l'arrière plan.

Pour palier aux changements d'échelle, les silhouettes sont préalablement normalisées dans un rectangle de  $128 \times 48$  pixels par interpolation. Elles sont également translattées pour aligner leur axe de symétrie vertical au milieu de la boîte englobante et compenser ainsi les éventuels biais de déplacements. La figure 1 illustre quelques silhouettes prétraitées de la même personne.



Figure 1. Silhouettes binaires prétraitées.

## 2.1 Représentation Fréquentielle de la Démarche (RFD)

La Représentation Fréquentielle de la Démarche est un modèle 2D en niveaux de gris illustrant la distribution des mouvements des silhouettes. Pour obtenir cette représentation, nous cumulons pour chaque pixel le nombre de fois où il appartient à la silhouette dans la séquence (pixel blanc). Une étape de normalisation est ensuite appliquée sur la RFD en divisant par la valeur maximale de la représentation. Le processus de calcul de la RFD est présenté dans l'algorithme 1.

### Algorithme1: RFD

#### Initialisation

$T$  : le nombre d'images dans la séquence de marche  
 $W$  et  $H$  : hauteur et largeur de la boîte englobant les silhouettes (en pixels)  
 $RFD(i, j) = 0; \forall i = 1..W \text{ et } \forall j = 1..H$

#### Processus

##### Pour $t=1..T$

Si le pixel  $I(i, j, t)$  est blanc (appartenant à la silhouette) alors  $RFD(i, j) += 1$   
 %  $I$  est l'image binaire de la silhouette.

##### Fin

$$RFD(i, j) = \frac{RFD(i, j)}{M}$$

%  $M$  est le maximum de tous les  $RFD(i, j)$

La figure 2 illustre quelques exemples de la représentation RFD pour 3 personnes et 4 séquences différentes de la base CASIA(A) [9].

## 2.2 Représentation de l'Enveloppe de la Démarche (RED)

La Représentation de l'Enveloppe de la Démarche est un modèle 2D illustrant la distribution du gradient du mouvement. Elle permet d'extraire une enveloppe binaire indiquant l'existence ou non de mouvement pour chaque pixel de la silhouette durant une séquence de déplacement. Pour construire cette représentation, nous commençons par sommer toutes les images de différence entre les images successives de la séquence. Ensuite, un test booléen est effectué pour chaque valeur de la matrice afin de détecter les pixels modifiés ou non (pixels modifiés=1 et 0 sinon). Le processus de calcul de la RED est détaillé dans l'algorithme 2.

### Algorithme2: RED

#### Initialisation

$T$  : le nombre d'images dans la séquence de marche  
 $W$  et  $H$  : hauteur et largeur de la boîte englobant les silhouettes (en pixels)  
 $D(i, j) = 0 \text{ et } RED(i, j) = 0; \forall i = 1..W \text{ et } \forall j = 1..H$

#### Processus

##### Pour $t=1..T-1$

$$D(i, j) += |I(i, j, t+1) - I(i, j, t)|$$

%  $I$  est l'image binaire de la silhouette.

##### End

$$RED(i, j) = 1 \text{ si } D(i, j) \neq 0, \quad 0 \text{ sinon.}$$

La figure 3 illustre un exemple de la représentation RED pour les mêmes personnes et les mêmes séquences présentées dans la figure 2.

Ces deux représentations mettent en évidence la distribution du mouvement dans les silhouettes qui est quasiment invisible lorsqu'on regarde les séquences originales. Elles offrent aussi l'avantage d'être rapides et faciles à extraire. En observant les figures 2 et 3, nous pouvons remarquer que la personne 1 a un mouvement uniformément réparti sur toutes les parties de son corps (tête, bras et jambes), que la personne 2 marche en agitant fortement l'ensemble de son corps, et enfin que la personne 3 oscille la tête, a une grande amplitude de mouvement de jambes avec un léger déplacement des bras.

## 2.3 Caractérisation de la distribution des mouvements

Etant donné que nous avons une représentation en niveaux de gris (RFD) et une représentation binaire (RED) deux caractérisations différentes sont appliquées.

Pour décrire une signature de démarche par la dispersion du mouvement, deux alternatives ont été proposées dans la littérature. La première consiste à utiliser les projections horizontales et verticales (respectivement sur les lignes et colonnes) des silhouettes comme dans le modèle de frise [15]. La deuxième tient compte de la dispersion des contours en se référant au centroïde des silhouettes [7, 8].

Pour caractériser la représentation RFD, nous proposons deux descripteurs qui exploitent les mêmes approches. Le premier calcule l'entropie des intensités pour chaque ligne (respectivement colonne) de la RFD sans considérer les pixels noirs (absence de mouvement). Toutes les valeurs d'entropie sont stockées dans un seul vecteur caractéristique de taille  $128 + 48 = 176$  (appelé 2D-Ent). Le deuxième descripteur modélise la distribution du mouvement par rapport au centroïde de la silhouette. Les pixels sont d'abord organisés en  $n$  classes en fonction de leur intensité. Chaque classe est

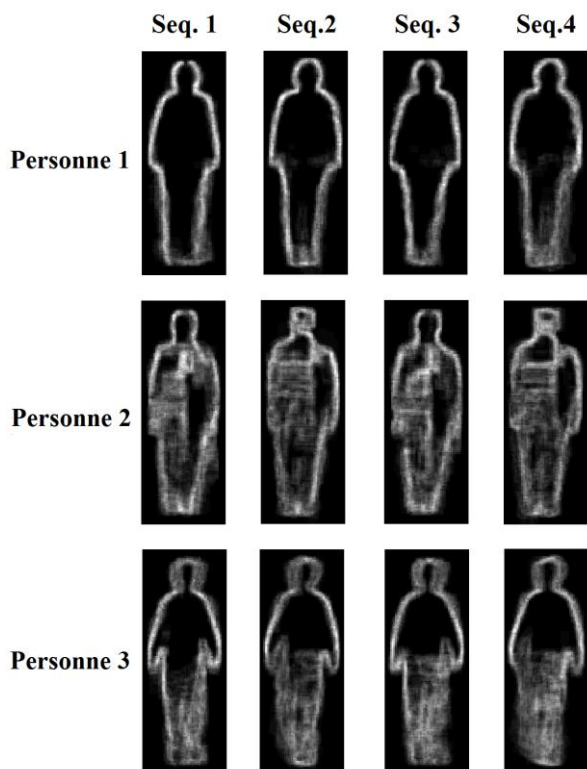


Figure2. Représentation Fréquentielle de la Démarche pour 3 personnes et 4 séquences différentes.

ensuite représentée par un histogramme de distribution des distances euclidiennes entre les pixels de la classe et le centroïde de la silhouette. Finalement, un vecteur caractéristique (nommé Hist-Dist) de taille  $n \times b$  est obtenu. Nous avons fixé  $n = b = 5$  pour assurer le meilleur compromis entre la taille du vecteur caractéristique et le taux de reconnaissance.

Comme la RED est un modèle binaire, une analyse basée sur la forme est bien adaptée pour la caractérisation. Nous avons alors testé les descripteurs de forme les plus utilisés dans la littérature qui sont l'histogramme de gradients orientés [13], les moments de Zernike [1] et de Hu [2].

### 3 Protocole de test et résultats

Dans cette section, nous commençons par réaliser une étude comparative entre tous les descripteurs introduits dans la section précédente. Ensuite, nous évaluons l'apport de la fusion des plus robustes d'entre eux sur les taux de reconnaissance.

#### 3.1 La base CASIA(A)

La base CASIA (A) [9], connue aussi sous le nom de NLPR, est parmi les bases les plus utilisées dans la littérature. Elle contient 20 personnes qui se déplacent à vitesse libre le long d'un trajet rectiligne dans un environnement extérieur. Chaque personne est représentée par 12 séquences de marche selon 3 points de vue différents : 4 séquences frontales, 4 séquences fronto/parallèles et 4 séquences obliques. Par exemple, en point de vue frontal, il existe 2 séquences où la

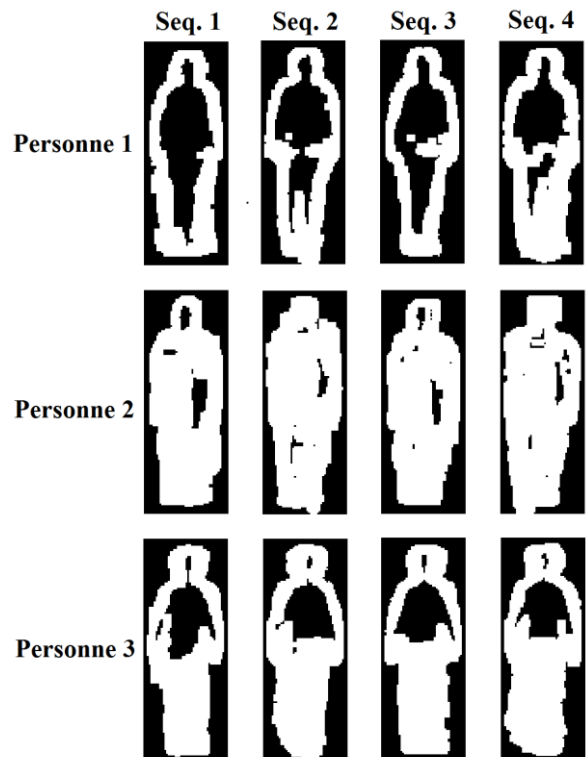


Figure3. Représentation de l'Enveloppe de la Démarche pour les mêmes 3 personnes et les mêmes 4 séquences de la figure 2

personne s'approche de la caméra et 2 autres où elle s'en éloigne.

Comme nous nous intéressons dans ce papier à reconnaître uniquement les personnes par la démarche en point de vue frontal, tous les tests ont été réalisés sur l'ensemble des séquences frontales de la base CASIA(A) en considérant les deux directions (s'approchant et s'éloignant de la caméra). Au total 80 séquences (20 personnes  $\times$  4 séquences) sont utilisées dans les expérimentations.

Il est à noter que nous n'appliquons aucune étape de binarisation sur les silhouettes. Les images de la base CASIA(A) sont initialement prétraitées et binaires (silhouette en blanc et l'arrière plan en noir). Elles servent de base d'évaluation aux travaux qui se focalisent sur la caractérisation et la reconnaissance des personnes.

#### 3.2 Taux de reconnaissance des descripteurs

Pour comparer les performances des descripteurs déjà introduits, les 80 séquences frontales retenues ont été divisées en deux groupes distincts : requêtes et références. Les deux directions de marche ont été équitablement partitionnées sur ces 2 groupes. Le test consiste à attribuer une identité à chaque séquence requête en la comparant à toutes les séquences références en minimisant la distance Euclidienne.

Les performances sont évaluées en appliquant une variante des KPPV couramment utilisée dans la littérature pour ce type de tests (appelé CMC [5, 10, 25]). Ce n'est pas un vote majoritaire par personne mais un test qui vérifie l'existence d'un bon appariement dans les  $K$  plus proches séquences de référence. Les performances s'améliorent donc en augmentant  $K$ .

Pour chaque descripteur, une matrice de différence ( $D$ ) est construite en appariant toutes les séquences requêtes et références placées respectivement en lignes et en colonnes (distance Euclidienne). Pour chaque ligne, une séquence requête est correctement identifiée au rang  $K$ , si une séquence référence ayant la même identité apparaît dans les  $K$  plus proches voisins.

Pour un rang  $K$ , le taux de reconnaissance d'un descripteur est évalué en calculant le rapport entre le nombre de séquences requêtes correctement identifiées et le nombre total de séquences requêtes. Le tableau 1 regroupe les taux de reconnaissance obtenus pour tous les descripteurs, caractérisant respectivement les représentations RFD et RED, pour  $K=1, 3$  et  $5$ . Les valeurs en gras représentent les meilleurs taux de reconnaissance pour chaque  $K$ .

Descripteurs	K=1	K=3	K=5
2D-Ent (RFD)	<b>62.5</b>	77.5	87.5
Hist-Dist (RFD)	<b>62.5</b>	<b>80</b>	<b>90</b>
HOG (RED)	43.75	71.25	80
Hu (RED)	25	40	57.5
Zernike (RED)	<b>62.5</b>	<b>80</b>	87.5

Table 1. Taux de reconnaissance pour les descripteurs comparés (en %).

Les résultats présentés dans le tableau 1 montrent que les deux descripteurs proposés (2D-Ent et Hist-Dist) pour la RFD ainsi que les moments de Zernike pour la RED offrent les meilleurs taux de reconnaissance. Ces trois descripteurs seront par conséquent retenus pour l'étape de fusion qui est destinée à améliorer les performances.

Comme les descripteurs sélectionnés offrent tous le même taux de reconnaissance (62.5% pour  $K=1$ ), nous avons opté pour une méthode de fusion simple en testant toutes les combinaisons possibles des descripteurs. Chaque matrice de distance, relative à un descripteur, est normalisée entre (0 et 1) en divisant par la valeur maximale. Les taux de reconnaissances sont par la suite calculés sur une matrice générique sommant les matrices de similarité normalisées des descripteurs retenus pour chaque test. Les performances de la fusion pour toutes les combinaisons testées sont illustrées dans le tableau 2.

D'après le tableau 2, le meilleur taux de reconnaissance (90% pour  $K=1$ ) est obtenu en fusionnant les trois descripteurs : 2D-Ent et Hist-Dist modélisant la RFD et les moments de Zernike caractérisant la RED. On peut alors conclure que :

Tests	K=1	K=3	K=5
Zernike(RED)+2D-Ent(RFD)	77.5	90	90
Zernike(RED)+His-Dist(RFD)	82.5	90	<b>92.5</b>
2D-Ent (RFD)+His-Dist(RFD)	80	90	<b>92.5</b>
Zernike(RED)+2D-Ent(RFD)+His-Dist(RFD)	<b>90</b>	<b>92.5</b>	<b>92.5</b>

Table 2. Taux de reconnaissance pour toutes les combinaisons de fusion (en %).

- La distribution du mouvement dans l'image de la silhouette représente une signature robuste pour caractériser les personnes en vue frontale.
- La Représentation Fréquentielle de la démarche (RFD) ainsi que la Représentation de l'Enveloppe de la Démarche (RED) proposées sont très complémentaires.
- Les deux descripteurs introduits (2D-Ent et Hist-Dist) ainsi que les moments de Zernike sont appropriés pour modéliser les deux représentations.

### 3.3 Confrontation aux travaux existants

Dans cette section, nous comparons les performances de l'approche de fusion proposée avec d'autres travaux de la littérature, déjà introduits dans la section 1, et qui sont destinés à l'identification des personnes par la démarche en point de vue frontal. Il est à noter que l'approche [20] n'est pas considérée pour la comparaison dans ce papier étant donné qu'elle n'est pas évaluée sur la base CASIA (A). De plus, les performances pour  $K=3$  et  $5$  ne sont disponibles que dans [8] et non pas dans [16] et [18]. Par conséquent, nous avons limité la comparaison en présentant uniquement les performances pour  $K=1$ . Le tableau 3 résume les taux de reconnaissance des approches comparées qui sont évaluées sur la totalité des séquences frontales de la base CASIA (A).

Approches	Directions de marche	K=1
Wang et al., 2003 [8]	Toutes	81.25
Chen et Gao, 2007 [16]	S'approchant de la caméra	75
	S'éloignant de la caméra	65
Gofferedo et al., 2008 [18]	Toutes	<b>91</b>
Approche proposée	Toutes	90

Table 3. Taux de reconnaissance pour les approches comparées (en %).

D'après le tableau 3, nous pouvons constater que l'approche proposée, avec des descripteurs assez simples, offre un bon taux de reconnaissance par rapport aux approches de la littérature. Les résultats obtenus confirment que la modélisation de la distribution des mouvements sur toute la silhouette est une stratégie appropriée pour reconnaître les personnes par la démarche en vue frontale malgré les variations de la

vitesse et de la direction de marche qui existent dans la base CASIA(A).

En plus du taux de reconnaissance, le temps d'exécution est un facteur très important pour l'évaluation d'un système d'identification. L'approche proposée nécessite uniquement 2 secondes pour extraire une signature de démarche à partir d'une séquence de 90 silhouettes déjà prétraitées en utilisant un code Matlab s'exécutant sur une machine *Intel Core i7, 2.8GHz et 8G de RAM*. Nous pouvons alors conclure que l'approche proposée permet d'offrir un bon compromis entre efficacité et temps de calcul.

#### 4 Conclusion et perspectives

Dans ce papier, nous exploitons la distribution des mouvements sur toute la silhouette pour identifier les personnes par la démarche en vue frontale. Afin de modéliser la distribution des mouvements, nous introduisons deux nouvelles représentations appelées Représentation Fréquentielle de Démarche (RFD) et Représentation de l'Enveloppe de la démarche (RED). La RFD est caractérisée d'une part, par un descripteur basé sur l'entropie du mouvement en horizontal et en vertical et d'autre part, par la dispersion du mouvement selon le centroïde de la silhouette. Pour la RED, on utilise des descripteurs de forme classiques tels que l'histogramme de gradients orientés, les moments de Zernike et de Hu. Les résultats obtenus montrent que l'approche proposée, fusionnant les descripteurs, permet d'assurer d'excellents taux de reconnaissance par rapport aux travaux existants.

Comme perspectives à ce travail, nous envisageons de proposer un système d'identification multi-vues couplant cette approche frontale à d'autres travaux destinées à la caractérisation en vue latérale [26]. Nous visons également à évaluer ce système multi-vues dans un contexte réel de vidéosurveillance intégrant de grandes variations de vitesse, de mode de déplacement (porter un objet, la nature des chaussures ou du sol, l'influence psychologique de la personne) et de points de vue.

#### Bibliographie

- [1] F. Zernike, Translated: diffraction theory of the cut procedure and its improved form, the phase contrast method, *Physica*, Vol. 1, pp. 689-704, 1934.
- [2] M. K. Hu, Visual pattern recognition by moment invariants, *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 8, No. 2, pp. 179-187, 1962.
- [3] A. F. Bobick, and A. Y. Johnson, Gait recognition using static, activity-specific parameters, *International Conference On Computer Vision and Pattern Recognition*, Kauai, USA, pp. 423-430, 2001.
- [4] A.F. Bobick and J. Davis, The Recognition of Human Movement Using Temporal Templates, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 3, pp. 257-267, 2001.

- [5] I.R. Vega, S. Sarkar, Experiments on gait analysis by exploiting nonstationarity in the distribution of feature relationships. *International Conference on Pattern Recognition*, Quebec, Canada, pp.1-4, 2002.
- [6] L. Lee and W. E. L. Grimson, Gait analysis for recognition and classification, *International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, Washington, USA, pp. 148-155, 2002.
- [7] L. Wang, W. Hu, and T. Tan, A New Attempt to Gait-based Human Identification, *International Conference on Pattern Recognition*, Quebec, Canada, pp. 115-118, 2002.
- [8] L. Wang, T. Tan, W. Hu, and H. Ning, Automatic gait recognition based on statistical shape analysis, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 12, No. 9, pp. 1120-1131, 2003.
- [9] L. Wang, T. Tan, H. Ning, and W. Hu, Silhouette analysis-based gait recognition for human identification, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 12, pp. 1505-1518, 2003.
- [10] R. Tanawongsuwan and A. Bobick, Performance Analysis of Time-Distance Gait Parameters under Different Speeds, *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*, Volume 2688, pp. 715-724, 2003.
- [11] C. Y. Yam, M. S. Nixon, and J. N. Carter, Automated person recognition by walking and running via model-based approaches, *Pattern Recognition*, Vol. 37, No. 5, pp. 1057-1072, 2004.
- [12] C. BenAbdelkader, R. G. Cutler, and L. S. Davis, Gait Recognition Using Image Self Similarity, *Journal on Advances in Signal Processing*, Vol. 20, No. 4, pp. 572-585, 2004.
- [13] N. Dalal, and B. Triggs, Histograms of oriented gradients for human detection, *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego, USA, pp. 886-893, 2005.
- [14] J. Han, and B. Bhanu, Individual recognition using gait energy image, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No. 2, pp. 316-322, 2006.
- [15] S. Lee, Y. Liu, and R. Collins, Shape Variation-Based Frieze Pattern for Robust Gait Recognition, *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Minnesota, USA, pp. 1-8, 2007.
- [16] S. Chen, and Y. Gao, An Invariant Appearance Model for Gait Recognition, *International Conference on Multimedia and Expo*, Beijing, China, pp. 1375-1378, 2007.
- [17] K. Bashir, X. Tao, and G. Shaogang, Feature selection on gait energy image for human identification, *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Las Vegas, USA, pp. 985-988, 2008.
- [18] M. Goffredo, J. Carter, and M. Nixon, Front-view Gait Recognition, *International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, Washington, USA, pp. 1-6, 2008.
- [19] E. Guillen, D. Padilla, A. Hernandez, and K. Barner, Gait Recognition System: Bundle Rectangle

Approach, World Academy of Science Engineering and Technology, Vol. 58, pp. 696-702, 2009.

- [20] O. Barnich, and M. V. Droogenbroeck, Frontal-view gait recognition by intra-and inter-frame rectangle size distribution, Pattern Recognition Letters, Vol. 30, No. 10, pp. 893-901, 2009.
- [21] A. Tsuji, Y. Makihara, and Y. Yagi, Silhouette transformation based on walking speed for gait identification, International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, USA, pp. 717-722, 2010.
- [22] C. Lin and K. Wang, A behavior classification based on enhanced gait energy image, International Conference on Networking and Digital Society, Wenzhou, China, pp. 589-592, 2010.
- [23] E. Zhang, Y. Zhao and W. Xiong, Active energy image plus 2dlpp for gait recognition, Signal Processing, Vol. 90, No. 7, pp. 2295-2302, 2010.
- [24] J. Yoo and M. Nixon, Automated markerless analysis of human gait motion for recognition and classification, Electronics and Telecommunications Research Institute Journal, Vol. 33, No. 3, pp. 33-54, 2011.
- [25] I. Venkat and P. DeWilde, Robust Gait Recognition by Learning and Exploiting Sub-gait Characteristics, Vol. 91, No.1, pp. 7-23, 2011.
- [26] A. Derbel, N. Mansouri, Y. B. Jemaa, B. Emile, and S. Treuillet, Comparative study between spatio/temporal descriptors for pedestrians recognition by gait, International Conference on Image Analysis and Recognition, Póvoa de Varzim, Portugal, pp. 35-42, 2013.