



HAL
open science

Reconnaissance d'expressions corporelles à l'aide d'un mouvement neutre synthétisé

Arthur Crenn, Hubert Konik, Alexandre Meyer, Saïda Bouakaz

► **To cite this version:**

Arthur Crenn, Hubert Konik, Alexandre Meyer, Saïda Bouakaz. Reconnaissance d'expressions corporelles à l'aide d'un mouvement neutre synthétisé. CORESA 2017 (COmpression et REpresentation des Signaux Audiovisuels), Laboratoire GREYC (UMR CNRS 6072), Nov 2017, Caen, France. hal-01680819

HAL Id: hal-01680819

<https://hal.science/hal-01680819>

Submitted on 11 Jan 2018

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 d'expressions corporelles à l'aide d'un mouvement neutre synthétisé

A. Crenn¹

H. Konik²

A. Meyer¹

S. Bouakaz¹

¹ Université de Lyon 1, LIRIS, UMR5205, F-69622, France

² Université de Saint-Etienne, LHC, UMR5516, F-42000, France

{arthur.crenn, alexandre.meyer, saida.bouakaz}@liris.univ-lyon1.fr, hubert.konik@univ-st-etienne.fr

11 janvier 2018

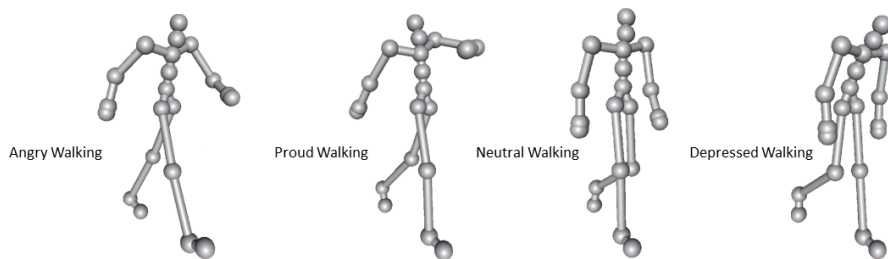


FIGURE 1 – Notre méthode reconnaît l'expression corporelle d'un squelette 3D humain.

Résumé

Nous présentons une approche pour la reconnaissance d'expressions corporelles qui accompagnent le mouvement d'un personnage réel. L'idée développée dans cet article s'inspire de travaux en synthèses d'animations. Notre système se base sur l'analyse de la différence obtenue dans le domaine fréquentiel entre un mouvement expressif et un mouvement neutre. Dans ce papier, nous introduisons la notion de mouvement neutre et proposons un algorithme qui permet de l'obtenir par la minimisation d'une fonction de coût global. Le coût global tient compte de la distance parcourue par les différentes articulations et l'accélération de chaque articulation au cours du mouvement. Nous avons évalué notre méthode sur différentes bases de données contenant des mouvements et expressions corporelles hétérogènes. Les résultats obtenus sont encourageants et confirment la validité de notre démarche.

Mots clefs

Vision par ordinateur, Expression Corporelle, Reconnaissance Automatique, Squelette 3D, Classification.

1 Introduction

Les humains expriment l'information émotionnelle à travers différents canaux (visage, corps, voix, etc.). Plusieurs études montrent que les expressions corporelles expriment autant que les expressions faciales l'intensité d'une émotion [1]. Si la reconnaissance d'expressions faciales a

largement été étudiée [2, 3, 4], le domaine de la reconnaissance d'expressions corporelles est encore assez jeune. Les expressions corporelles tout comme les expressions faciales sont extrêmement difficile à formaliser. Les premières méthodes pour l'analyse d'un mouvement corporel se sont principalement focalisées sur un type de mouvements ou d'expressions [5, 6]. La généralisation des dispositifs permettant l'obtention du squelette 3D ont entraîné une demande croissante de leur usage. Cette utilisation a alors motivé le besoin de reconnaître automatiquement aussi bien les mouvements que les expressions corporelles. Nous nous intéressons plus particulièrement aux expressions corporelles qui portent des émotions : fatigue, colère, joie, etc. Ces expressions peuvent s'exprimer en même temps que des mouvements ordinaires tels que la marche, le saut, un coup de pied, etc. Cet article présente une méthode de détection et de classification d'expressions à travers une séquence de poses d'un squelette 3D en s'appuyant sur l'analyse de la différence obtenu entre le mouvement original et le mouvement neutre synthétisé par notre méthode. La synthèse d'une animation neutre permet d'avoir une méthode de reconnaissance d'expressions invariante au mouvement corporel exécuté.

Les chercheurs en psychologie ont été les premiers à s'intéresser aux expressions corporelles selon la posture et le mouvement du corps. Ces derniers soutiennent l'idée que les expressions corporelles "parlent" plus que les expressions faciales [7]. Les différentes tentatives de formalisation ont dégagé deux niveaux de descripteurs : les descrip-

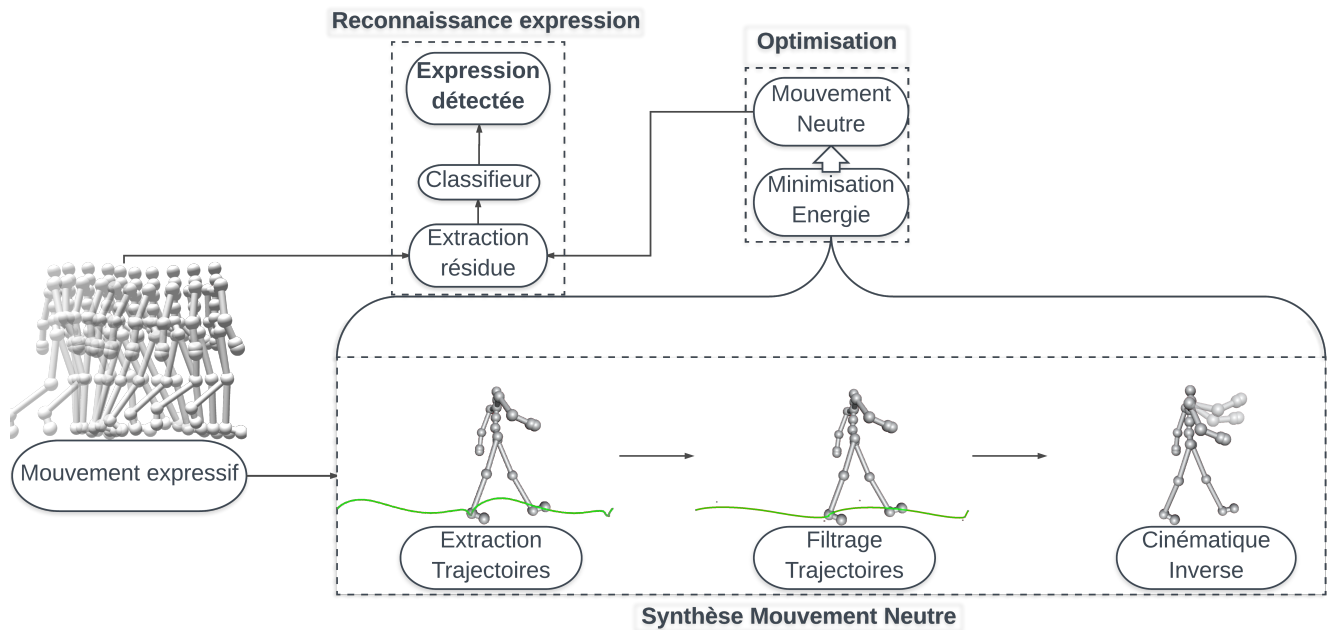


Figure 2 – Schéma général de notre méthode.

teurs de haut niveau et ceux de bas niveau. Bien que différents termes ont été adoptés pour ces descripteurs, on peut retrouver les mêmes notions suivant l'expression décrite. De façon formelle, ces descripteurs se réfèrent aux articulations : angle de rotation, position 3D, vitesse, accélération, distance entre articulations, etc. Les descripteurs de haut niveau dépendent du contexte de l'action et sont liés au mouvement. Le formalisme le plus connu est certainement celui proposé par Laban et Ullmann [8] pour l'analyse de mouvements de danse. Ce modèle caractérise un mouvement en cinq notions : le corps, l'espace, l'effort, la forme et la relation. Ceci permet de décrire et d'interpréter un mouvement avec un ensemble réduit de paramètres.

Dans la littérature, peu de travaux proposent une reconnaissance d'expressions corporelles indépendamment du mouvement exécuté. Diverses approches se sont focalisées sur l'étude d'une action spécifique comme la marche [5, 9, 10], l'action de frapper à une porte [11, 12], la danse [13] ou encore un scénario de discussion [14].

Wang et al. [15] propose un système temps-réel pour la reconnaissance d'expressions corporelles qui utilise une combinaison de descripteurs 3D bas niveaux et de descripteurs géométriques. Ils obtiennent un taux de classification de 78% avec un classifieur de type forêt d'arbres décisionnels sur la base UCLIC proposée par Kleinsmith et al. [16]. Truong et al. [17] ont proposé un nouvel ensemble de descripteurs 3D basé sur la généralisation du modèle Laban. Ces descripteurs ont été appliqués pour la reconnaissance de gestes sur la base Microsoft Research Cambridge-12 et ont obtenu un taux de reconnaissance de 97%. Cette même méthode a été étendue pour la reconnaissance d'expressions corporelles. Ils ont aussi testé leur approche pour la reconnaissance d'expressions corporelles

sur leur base de données contenant 882 gestes et ont obtenu un F-score de 56.9%. Finalement, Crenn et al. [18] ont proposé un ensemble de descripteurs génériques empruntés au domaine de la psychologie. L'avantage de ces descripteurs est d'être générique et de s'adapter à différents types de mouvements. Cette méthode a été évaluée sur différentes bases de données et produit de bons résultats.

Dans le domaine de la synthèse d'animations, la génération d'une animation est obtenue par la modification des paramètres de chaque articulation comme la vitesse, la position, l'amplitude spatiale, etc [19, 20, 21]. Le mouvement d'une animation correspond à un signal sur lequel on peut appliquer la transformée de Fourier. Ceci permet d'éditer un mouvement ou de transférer un style, concept incluant l'expression corporelle [22, 23]. Plus récemment, Yumer et Mitra [24] ont proposé une méthode pour le transfert de style basée sur le résidu calculé comme une différence, dans le domaine fréquentiel, entre une animation stylisée et une animation neutre. Sur le principe que le résidu peut quantifier l'information relative au style, nous utilisons la notion de mouvement neutre pour extraire l'information décrivant l'expression corporelle. Néanmoins, à la différence de Yumer et Mitra, nous ne disposons pas de mouvement neutre. La première étape consiste donc à obtenir un mouvement neutre à partir d'un mouvement expressif. Le résidu calculé est utilisé par un classifieur afin de reconnaître l'expression corporelle. Nous avons évalué notre méthode sur différentes bases de données de mouvements et d'expressions variés. Dans la suite de notre article, nous détaillons la méthode proposée dans la Section 2. Dans la Section 3, nous analysons les résultats obtenus sur les différentes bases de données en les comparant avec l'état de l'art. Dans la Section 4, nous donnons enfin les perspectives à ces travaux.

2 Méthode proposée

Le principal objectif de ce travail est la reconnaissance d'expressions corporelles indépendamment du mouvement exécuté. Dans nos travaux, nous considérons que le résidu obtenu entre une animation stylisée et une animation neutre contient l'information relative au style. Le résidu est calculé comme une différence, dans le domaine fréquentiel, sur chaque degré de liberté entre une animation stylisée et une animation neutre. Cette idée a déjà été exploitée en synthèse d'animations par Yumer et Mitra [24]. A la différence du domaine d'animations, nous ne disposons pas du mouvement neutre. Le premier verrou consiste donc à obtenir une animation neutre à partir d'un mouvement expressif. Pour cela, nous proposons une fonction de coût qui caractérise un mouvement neutre. Cette fonction est basée sur des caractéristiques cinématiques (distance, vitesse, accélération) calculées pour chaque articulation durant un mouvement. La figure 2 donne le schéma général de notre méthode.

2.1 Synthèse de mouvement neutre

La notion de mouvement neutre versus expressif est toujours liée à un contexte. Souvent compris comme étant une suite d'actions sans marque émotionnelle, un mouvement neutre peut éventuellement être confondu avec un mouvement robotique. Notre approche se base sur un filtrage des trajectoires de chaque articulation afin de réduire les oscillations dans le mouvement expressif. La seconde étape fait appel à la cinématique inverse pour produire sans expression : mouvement robotique. Finalement, on introduit une fonction de coût qui va réaliser un compromis entre le filtrage des articulations et la cinématique inverse.

Filtrage de la trajectoire d'une articulation. Un mouvement est représenté par des échantillons temporels correspondant aux angles de chaque articulation de notre squelette. Dans la première nous représentons la trajectoire 3D de chaque articulation par une B-spline. Afin d'atténuer les oscillations dans la trajectoire initiale, nous procédons à un "filtrage" de cette trajectoire. Pour cela, nous réduisons chaque B-spline en retirant un point de contrôle à chaque courbe de Bézier composant cette B-spline. (Figure 3. La trajectoire (B-spline) est ensuite reconstruite avec les points de contrôle restants.

L'étape de filtrage permet de réduire les oscillations contenus dans le mouvement stylisé de façon incrémentale. En analysant différents mouvements expressifs contenus dans différentes bases de données, nous avons catégorisé deux styles de mouvements expressifs : les styles énergiques (joie, fierté, colère, etc.) et les styles modérés (déprimé, âgé, etc.). Par ailleurs, nous avons également constaté qu'un mouvement neutre est plus "plat" qu'un mouvement énergétique, c'est-à-dire qu'il présente une trajectoire avec des oscillations modérées. Notre étape de filtrage des trajectoires permet de générer des mouvements neutres dans ce cas-là. Le filtrage de la trajectoire aura peu d'effet sur les mouvements modérés. Pour cela, le recours à la ciné-

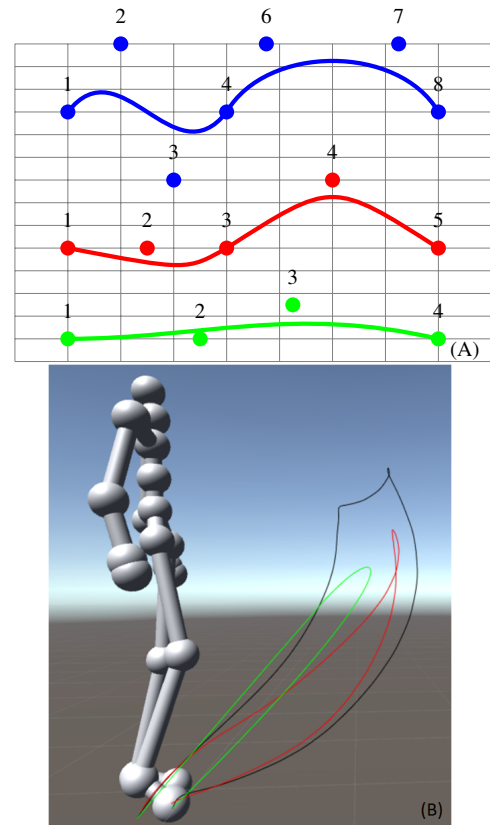


Figure 3 – Figure A, réduction de la trajectoire par filtrage de B-spline à partir du mouvement initial (en bleu) : en rouge (resp.) après une (resp.deux) itération. Figure B, comparaison de différentes trajectoires lors d'un mouvement de coup de pied. Le mouvement original est en noir (colère). La vérité-terrain est représentée en rouge. La trajectoire "neutre" générée par notre méthode après optimisation est en vert.

matique inverse combinée à la fonction de coût, permet de synthétiser des animations neutres pour les mouvements modérées.

Cinématique Inverse. Le filtrage des trajectoires de chaque articulation n'est pas suffisant pour produire une animation neutre. D'une part, le mouvement généré par l'étape de lissage ne respecte pas différentes contraintes (longueur des articulations, pieds qui glissent). D'autre part, comme il a été signalé dans la section précédente, un mouvement robotique est une bonne référence pour un mouvement neutre et la cinématique inverse permet de produire ce type de mouvement. C'est pourquoi nous appliquons une étape de cinématique inverse (IK) pour déterminer un ensemble de poses, pour chaque articulation, permettant de déplacer les effecteurs finaux à une position optimale en terme de distance et de temps de calcul par rapport à une position désirée. Dans notre cas, nous utilisons l'algorithme Fabrik proposé par Aristidou et Lasenby [25]. Il possède l'avantage de produire des résultats visuels réalistes en peu d'itérations et d'accepter l'ajout de

contraintes.

L'algorithme 1 présente la génération d'un mouvement à partir de n'importe quel mouvement expressif. Cette méthode peut produire des mouvements peu naturels. Cependant, comme le montre le taux de reconnaissance obtenu dans la section 3, elle reste néanmoins efficace. Notre algorithme est générique. Il fait intervenir différents paramètres qui le rendent adaptables à tous types de mouvements. Nous présentons dans la section suivante la fonction de coût utilisée engendrant les paramètres optimaux pour un mouvement donné.

Algorithm 1: Algorithme pour la synthèse de mouvement neutre

Input: M_i : Mouvement original
Data: joints : tableau des articulations
trajectories : tableau des trajectoires de chaque articulation
trajectoriesSmooth : tableau des trajectoires filtrées pour chaque articulation
Result: M_n : Mouvement Neutre
Parameters: samplingValue : paramètre temporel afin de déterminer les postures clés pour la phase de cinématique inverse temporal
weightTargets : tableau de poids permettant d'équilibrer la posture finale obtenu par la cinématique inverse (1 = sur la cible et 0 = squelette au repos).
weightHints : tableau de poids permettant d'équilibrer les indices de la posture finale obtenu par la cinématique inverse (1 = sur la cible et 0 = squelette au repos).

```

1 7 foreach joint,  $j_i$ , in joints do
2   trajectories $_i$  ← computeTrajectory( $j_i$ );
3   trajectoriesSmooth $_i$  ←
      smoothTrajectory(trajectories $_i$ );
4 end
5 foreach EndEffector,  $end_i$ , in joints do
6   indiceHint ←  $end_i$ .getParent();
7   for  $i=0$ ;  $i < endTime$ ;  $i += samplingValue$  do
8     target $_{end_i}$  ← trajectoriesSmooth $_i$ ;
9     hint $_{end_i}$  ← trajectoriesSmooth $_{indiceHint}$ ;
10    IK_Step(target $_{end_i}$ , hint $_{end_i}$ , weightTargets,
      weightHints);
11  end
12 end

```

Fonction de coût pour la synthèse d'un mouvement neutre.

Nous proposons une fonction de coût qui caractérise un mouvement neutre. Cette dernière est relativement simple et produit des animations neutres pertinentes pour la classification. Cette fonction est basée sur la distance parcourue par chaque articulation et son accélération durant un mouvement. Nous assumons qu'un mouvement neutre correspond à une dépense d'énergie minimale lors d'un mouvement. En effet, une personne cherchant à exé-

cuter un mouvement cherchera à économiser son énergie. En posant $D_s(j)$ (respectivement $D_o(j)$) la distance parcourue par l'articulation j lors du mouvement neutre synthétisé (respectivement le mouvement original). De même, $A_s(j)$ (respectivement $A_o(j)$) l'accélération de l'articulation j durant le mouvement neutre synthétisé (respectivement le mouvement original). La fonction de coût est définie comme la somme des différences entre la distance et l'accélération originale pour chaque articulation et celle synthétisée. La minimisation de cette fonction de coût fournit un mouvement neutre grossier utilisé dans la section 12 pour calculer le résidu obtenu entre le mouvement original et le mouvement synthétisé.

$$Cost = \sum_{j \in \theta} |(1 - \lambda)(D_s(j) - D_o(j)) + \lambda(A_s(j) - A_o(j))|^2 \quad (1)$$

avec j qui représente une articulation, θ est l'ensemble des articulations du squelette et $\lambda \in [0, 1]$ est un paramètre de poids. L'influence du facteur λ pour le taux de classification sur la base SIGGRAPH est présentée dans la figure 4. Les distances $D_s(j)$ et $D_o(j)$ parcourues par une articulation j lors d'un mouvement sont données par la longueur de nos B-spline. Les accélérations $A_s(j)$ et $A_o(j)$ fournissent de l'information sur l'énergie dépensée par une articulation j lors d'un mouvement. Afin de trouver ces accélérations, nous calculons la dérivée seconde de chaque B-spline. La fonction de coût est minimisée itérativement en utilisant l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO). PSO possède l'avantage de ne n'imposer que peu de contraintes voire aucune sur la fonction à optimiser.

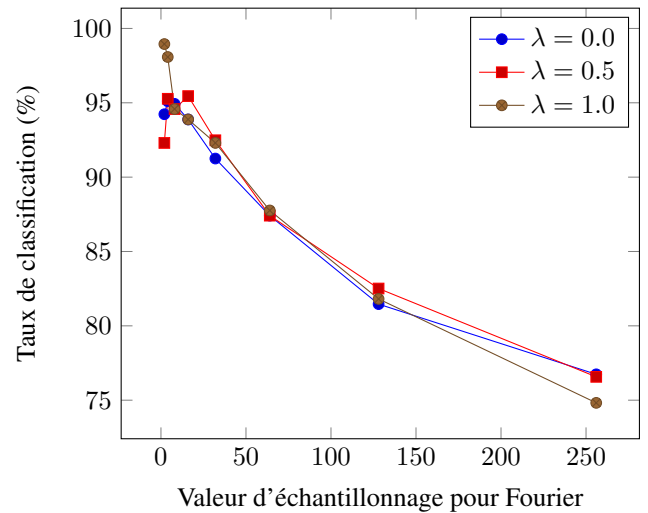


Figure 4 – Comparaison de taux de classification avec différentes valeurs de λ et de ré-échantillonnage pour la base SIGGRAPH[21].

Résidu entre le mouvement neutre et expressif. À ce stade, nous avons le mouvement original expressif et le mouvement neutre obtenu en minimisant la fonction de coût. Nous calculons la représentation fréquentielle via la transformée de Fourier de ces deux mouvements. Dans la

représentation fréquentielle, la magnitude contient l'information de mouvement ainsi que de l'expression pour une animation donnée. En calculant la différence de magnitude pour chaque degré de liberté de chaque articulation, nous obtenons le résidu entre l'animation neutre et l'animation expressive. Le résidu forme le vecteur de descripteurs utilisé en entrée pour la classification afin de détecter l'expression corporelle. Dans notre approche, nous avons un paramètre à définir concernant le nombre d'échantillon de notre signal d'entrée. La figure 4 présente la variation du taux de classification en fonction de différentes valeurs de ré-échantillonnage. Le taux de classification diminue lorsqu'on augmente le nombre d'échantillons. Cette observation est liée au fait que lorsqu'on augmente la taille de notre signal d'entrée, les valeurs du résidu obtenues sont très proches de zéro dans les basses fréquences créant du bruit pour notre classifieur.

3 Résultats et conclusion

Nous avons évalué notre méthode sur quatre bases de données présentées dans le tableau 1. Trois de ces bases ont été réalisées par motion capture d'acteurs jouant diverses actions comme marcher, frapper, porter, lancer, etc. La dernière base, nommée SIGGRAPH, est utilisée en synthèse d'animation [21].

Base de donnée	Nb mouvements	Nb expressions
UCLIC [16]	183	4
Biological [26]	1356	4
MPI [14]	1443	11
SIGGRAPH [21]	572	4 et 4 styles
BDD	Résultats état de l'art	Nos résultats
UCLIC	78% [15]	83%
Biological	50% à 80% [11]	57%
MPI	–	50%
SIGGRAPH	93% [18]	98%

Tableau 1 – Présentation des bases de données utilisées ainsi que la comparaison de notre méthode par rapport aux méthodes de l'état de l'art.

La figure 5 montre l'influence de la taille de l'ensemble d'apprentissage sur la performance des trois classifieurs utilisés dans notre méthode. Nous avons comparé la performance de notre méthode en utilisant différents algorithmes de classifications : SVM avec un noyau χ^2 , Random Forest avec 100 arbres et 2-Nearest neighbor basé sur la distance Euclidienne. La figure 5 a été produite sur la base SIGGRAPH. Pour chaque classifieur, nous avons calculé le taux de classification en utilisant différentes valeurs d'échantillons par la méthode de validation croisée k -fold. La performance de notre système a été évaluée en utilisant l'algorithme Random Forest avec 10 échantillons et 100 arbres qui fournit le meilleur taux de classification. Le fait que de bons résultats soient obtenus avec cet algorithme montre que notre espace de descripteurs est bien discrimi-

nant.

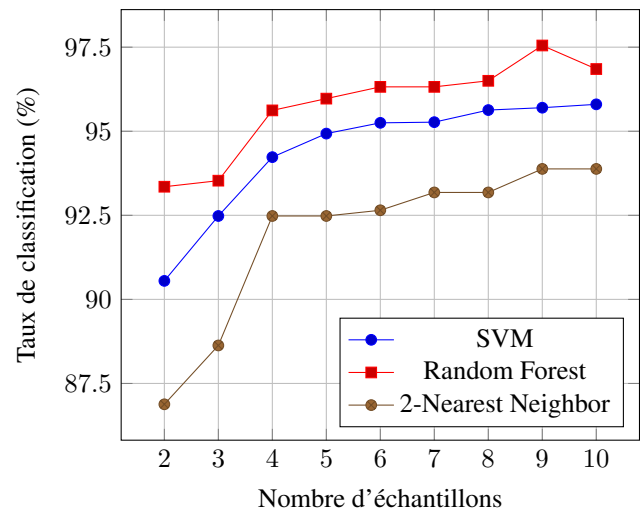


Figure 5 – Évolution du taux de classification pour la base SIGGRAPH en faisant varier le nombre d'échantillons pour la validation croisée par k -fold

Le tableau 1 compare notre méthode avec les méthodes de l'état de l'art sur les mêmes bases de données. Il démontre que notre approche dépasse les autres approches de l'état de l'art en terme de taux de reconnaissance d'expressions corporelles. De plus, notre méthode est générique alors que l'état de l'art comporte des méthodes spécifiques à certains gestes. Notre taux de reconnaissance d'expressions corporelles est meilleur que l'état de l'art pour les bases SIGGRAPH et UCLIC. Sur la base Biological Motion, la méthode [11] suppose que tous les gestes sont du même type pour calculer un mouvement moyen, ici tous les mouvements répondent à l'action de frapper à une porte. Cette hypothèse empêche de généraliser leur approche à des gestes dont le type n'est pas connu à l'avance, contrairement à notre approche. Nous pensons donc que pour comparer notre approche à la leur il est cohérent d'utiliser leur taux de reconnaissance générique de 50% alors que la notre est de 57%. Qui plus est, dans la littérature, aucune méthode de reconnaissance d'expressions corporelles n'a utilisé cette base MPI. Notre méthode obtient un taux de reconnaissance de 50%, ce qui est fort louable avec cette base extrêmement difficile car elle contient de nombreuses expressions avec un nombre d'exemples très variable selon l'expression. En utilisant un filtre de ré-échantillonnage classique afin de gérer des bases de données déséquilibrées, nous obtenons même un taux de classification de 67%.

4 Conclusion et perspectives

Nous avons présenté une approche pour la reconnaissance automatique d'expressions corporelles à partir d'un squelette 3D obtenu par motion capture. Nous soutenons l'idée que l'expression corporelle peut être détectée de manière robuste en analysant la différence obtenue entre un mouvement neutre et un mouvement expressif. Nous avons propo-

posé un algorithme qui permet de synthétiser un mouvement neutre à partir d'un mouvement expressif. À partir du mouvement neutre synthétisé, notre méthode classe l'expression du mouvement original en calculant la différence dans le domaine fréquentiel entre l'animation neutre synthétisée et le mouvement expressif. Les résultats obtenus sur différents bases de données sont très prometteurs. Ainsi, notre approche ouvre de nouvelles possibilités pour de nombreuses applications : interaction homme-machine, jeux vidéo, réalité virtuelle, psychologie, etc. L'une des suites de nos travaux sera de travailler sur le réalisme de l'animation neutre produite notamment en améliorant la phase de la synthèse du mouvement neutre. Actuellement nous traitons les degrés de liberté de chaque articulation de manière indépendante. Aussi, nous nous orientons vers une approche s'appuyant sur la transformée de Fourier quaternionique afin d'unifier le traitement des différents degrés de liberté de chaque articulation.

Références

- [1] Andrea Kleinsmith et Nadia Bianchi-Berthouze. Affective body expression perception and recognition : A survey. *Affective Computing, IEEE Transactions on*, 4(1) :15–33, 2013.
- [2] Vinay Bettadapura. Face expression recognition and analysis : the state of the art. *arXiv preprint arXiv :1203.6722*, 2012.
- [3] Rizwan Ahmed Khan, Alexandre Meyer, Hubert Konik, et Saida Bouakaz. Framework for reliable, real-time facial expression recognition for low resolution images. *Pattern Recognition Letters*, 34(10) :1159 – 1168, 2013.
- [4] Heechul Jung, Sihaeng Lee, Junho Yim, Sunjeong Park, et Junmo Kim. Joint fine-tuning in deep neural networks for facial expression recognition. Dans *The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, December 2015.
- [5] Michelle Karg, Kolja Kühnlenz, et Martin Buss. Recognition of Affect Based on Gait Patterns. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 40(4) :1050–1061, Août 2010.
- [6] Andrea Kleinsmith, Tsuyoshi Fushimi, et Nadia Bianchi-Berthouze. An incremental and interactive affective posture recognition system. Dans *International Workshop on Adapting the Interaction Style to Affective Factors*, pages 378–387, 2005.
- [7] Albert Mehrabian et John T Friar. Encoding of attitude by a seated communicator via posture and position cues. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 33(3) :330, 1969.
- [8] R. von Laban et L. Ullmann. *The mastery of movement*. Numéro vol. 1971,ptie. 1 dans *The Mastery of Movement*. Macdonald & Evans, 1971.
- [9] Avi Barliya, Lars Omlor, Martin A. Giese, Alain Berthoz, et Tamar Flash. Expression of emotion in the kinematics of locomotion. *Experimental brain research*, 225(2) :159–176, 2013.
- [10] C.L. Roether, Lars Omlor, Andrea Christensen, et Martin A. Giese. Critical features for the perception of emotion from gait. *Journal of Vision*, 9(6) :1–32, 06 2009.
- [11] Daniel Bernhardt et Peter Robinson. Detecting affect from non-stylised body motions. Dans *Affective Computing and Intelligent Interaction*, pages 59–70. Springer, 2007.
- [12] M. Melissa Gross, Elizabeth A. Crane, et Barbara L. Fredrickson. Methodology for Assessing Bodily Expression of Emotion. *Journal of Nonverbal Behavior*, 34(4) :223–248, Décembre 2010.
- [13] Simon Senecal, Louis Cuel, Andreas Aristidou, et Nadia Magnenat-Thalmann. Continuous body emotion recognition system during theater performances : Continuous body emotion recognition. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 27(3-4) :311–320, Mai 2016.
- [14] Ekaterina Volkova, Stephan de la Rosa, Heinrich H. Bühlhoff, et Betty Mohler. The MPI Emotional Body Expressions Database for Narrative Scenarios. *PLoS ONE*, 9(12) :e113647, Décembre 2014.
- [15] Weiyi Wang, Valentin Enescu, et Hichem Sahli. Adaptive Real-Time Emotion Recognition from Body Movements. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, 5(4) :1–21, Décembre 2015.
- [16] Andrea Kleinsmith, P. Ravindra De Silva, et Nadia Bianchi-Berthouze. Cross-cultural differences in recognizing affect from body posture. *Interacting with Computers*, 18(6) :1371–1389, 2006.
- [17] Arthur Truong, Hugo Boujut, et Titus Zaharia. Laban descriptors for gesture recognition and emotional analysis. *The Visual Computer*, 32(1) :83–98, Janvier 2016.
- [18] Arthur Crenn, Rizwan Ahmed Khan, Alexandre Meyer, et Saida Bouakaz. Body expression recognition from animated 3d skeleton. pages 1–7. IEEE, Décembre 2016.
- [19] Kenji Amaya, Armin Bruderlin, et Tom Calvert. Emotion from motion. Dans *Graphics interface*, volume 96, pages 222–229. Toronto, Canada, 1996.
- [20] Eugene Hsu, Kari Pulli, et Jovan Popović. Style translation for human motion. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 24(3) :1082–1089, 2005.
- [21] Shihong Xia, Congyi Wang, Jinxiang Chai, et Jessica Hodgins. Realtime style transfer for unlabeled heterogeneous human motion. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 34(4) :119, 2015.
- [22] Armin Bruderlin et Lance Williams. Motion signal processing. Dans *Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 97–104. ACM, 1995.
- [23] Munetoshi Unuma, Ken Anjyo, et Ryoza Takeuchi. Fourier principles for emotion-based human figure animation. Dans *Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 91–96. ACM, 1995.
- [24] M. Ersin Yumer et Niloy J. Mitra. Spectral style transfer for human motion between independent actions. *ACM Transactions on Graphics*, 35(4) :1–8, Juillet 2016.
- [25] Andreas Aristidou et Joan Lasenby. FABRIK : A fast, iterative solver for the Inverse Kinematics problem. *Graphical Models*, 73(5) :243–260, Septembre 2011.
- [26] Yingliang Ma, Helena M. Paterson, et Frank E. Pollick. A motion capture library for the study of identity, gender, and emotion perception from biological motion. *Behavior research methods*, 38(1) :134–141, 2006.