

Sélection de variables stabilométriques pour l'analyse et la détection de la dégradation de l'équilibre postural

H. AMOUD, H. SNOUSSI, D.J. HEWSON et J. DUCHENE¹

¹Institut Charles DELAUNAY (FRE CNRS 2848) équipe M2S, Université de Technologie de Troyes, 12 rue Marie Curie, BP 2060, 10010 Troyes Cedex, France

hassan.amoud@utt.fr

Résumé – L'étude de la posture statique présente un grand intérêt pour l'analyse du déficit du contrôle de l'équilibre. Une méthode d'analyse de l'équilibre consiste à utiliser une plate-forme de forces qui permet d'extraire le déplacement du centre de pression (CdP). Les paramètres extraits du CdP s'avèrent comme des variables clés pour surveiller la dégradation de l'équilibre. Cependant, la non pertinence et/ou la redondance de certains d'entre eux rendent difficile une détection efficace d'une dégradation. L'objectif de cet article est l'implémentation d'une méthode de détection à noyau (SVDD) et d'une procédure de sélection des paramètres pertinents capables de détecter une dégradation de l'équilibre. Le critère de sélection choisi est la maximisation de la surface sous la courbe COR.

Abstract – The study of the static posture is of great interest for the analysis of the deficit of the control of balance. A method of balance analysis is to use a platform of forces which makes it possible to extract displacement of the centre of pressure (CdP). The parameters extracted from CdP time series prove like variables keys to supervise the degradation of balance. However, the irrelevance and/or the redundancy of some of them make difficult an effective detection of degradation. The objective of this paper is the implementation of a method of detection (SVDD) and of a procedure of selection of the relevant parameters able to detect a degradation of balance. The selected criterion of selection is the maximization of surface under the curve ROC.

1. Introduction

Récemment, des recherches intensives ont été consacrées à l'étude de l'équilibre postural. L'attraction de ce domaine de recherche est essentiellement due à l'importance de caractériser les risques de chute et les déficits de l'équilibre chez les personnes âgées. En fait, les personnes âgées peuvent souffrir de la perte d'autonomie et d'indépendance après la chute. En outre, pour des raisons psychologiques, le risque de chute après la première chute augmente, menant à une détérioration grave de la santé mentale et physique du sujet. En conséquence, la chute des personnes âgées est l'une des causes principales de mortalité. En France, les chutes causent plus de 9000 décès chaque année [1].

Il y a plusieurs tests cliniques qui peuvent prévoir le risque de chute. Pourtant, l'inconvénient principal de ces tests est qu'ils ne peuvent pas détecter l'évolution de ce risque en fonction du temps. Cependant, les tests biomécaniques ne souffrent pas de ces problèmes en offrant la possibilité de prévoir les risques de chute en extrayant plusieurs paramètres à partir du déplacement du centre de pression (CdP). En fait, la stabilité posturale peut être mesurée en utilisant une plateforme de forces, à partir de laquelle les mouvements du CdP dans les directions antéropostérieures (AP) et médiolatérales (ML) sont obtenus. La représentation temporelle du CdP dans les

directions de AP et de ML est connue sous le nom du stabilogramme (figure 1).

Afin d'étudier l'équilibre statique (quand le sujet se tient debout en position statique sur la plateforme de forces), plusieurs paramètres sont extraits à partir du signal du stabilogramme. Les paramètres classiques incluent les paramètres de type spatio-temporel (surface de l'ellipse), les paramètres spectraux (fréquence médiane, déciles) et les paramètres liés aux systèmes physiologiques fondamentaux [2 - 4] (exposant de Hurst, entropie).

Une altération du système postural se reflète par des changements dans les caractéristiques du centre de pression. En conséquence, les paramètres extraits du centre de pression s'avèrent comme des variables clés pour surveiller le risque de chute. Cependant, le grand nombre de paramètres (65 paramètres), la non pertinence et/ou la redondance de certains d'entre eux ainsi que la complexité de la fonction les reliant au système postural rendent difficile, voire impossible une détection efficace d'une dégradation éventuelle de l'équilibre postural. L'objectif de cet article est de sélectionner les paramètres pertinents qui permettent de détecter une dégradation éventuelle de l'équilibre ainsi que l'application d'une méthode de détection appropriée, s'accommodant à la complexité de la relation entre l'état du système postural (information recherchée) et le signal stabilométrique.

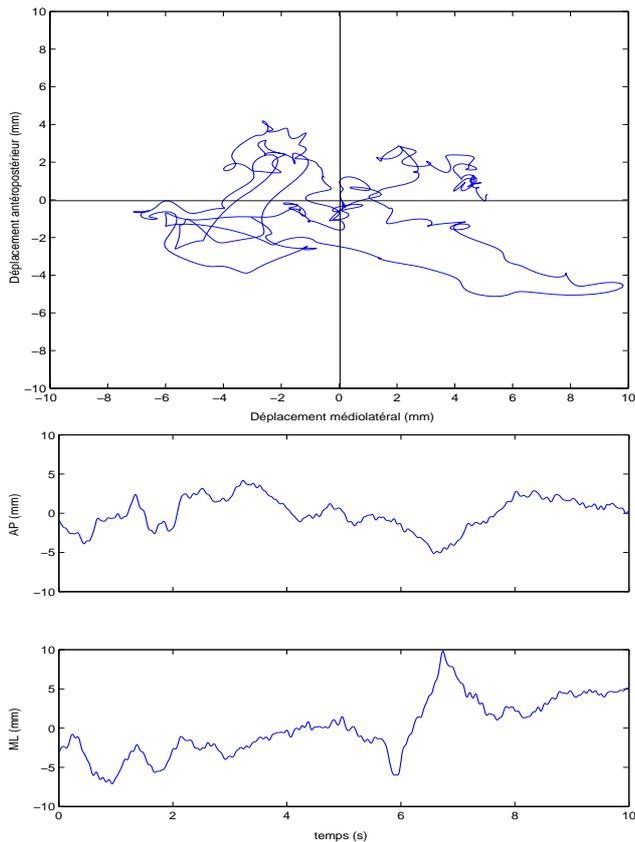


Fig. 1 : stabilogramme : déplacement du centre de pression dans les deux directions antéropostérieure et médiolatérale et en fonction du temps.

2. Exposé du problème

Les paramètres extraits du stabilogramme ne sont pas tous pertinents et la plupart d'entre eux sont redondants et ne fournissent pas des informations sur la qualité de l'équilibre postural. En plus, la plupart de ces paramètres ont des caractéristiques non linéaires et ne peuvent pas être modélisés par des modèles connus dans la littérature. De plus, dans le cadre de la détection de la dégradation, il y a assez de données provenant du cas normal sans dégradation alors que le nombre de données du cas dégradé est très minime et difficile à obtenir.

L'objectif est donc de sélectionner les paramètres qui permettent de détecter une dégradation de l'équilibre avec des méthodes de détection ou de classification à une seule classe à base de noyau.

3. Algorithme proposé

L'algorithme développé dans ce travail est basé sur une implémentation d'une méthode de détection à noyau et d'une procédure de sélection des paramètres pertinents. Ces deux composantes de l'algorithme sont brièvement décrites ci-dessous :

1. En ce qui concerne la méthode de détection, nous proposons d'utiliser la méthode Support Vector Data Description (SVDD). Cette méthode est une adaptation des

SVM pour une seule classe [5]. L'idée de cette modification est d'encadrer les données de la classe cible (target class) par une hypersphère dont le volume est le plus petit possible pour que la fonction de décision rejette les données de la classe annexe (outlier class) (figure 2). Le changement d'espace avec un noyau adapté permet de trouver facilement l'hypersphère, la position de son centre et son rayon. Cette méthode est adaptée de façon à rejeter une fraction pré-déterminée de l'ensemble cible. La méthode SVDD donne des résultats comparables à la méthode de densité de Parzen. En plus, les performances de SVDD ne sont pas dégradées lorsque la distribution de l'ensemble d'apprentissage est différente de celle de l'ensemble cible à condition qu'elle couvre un grand volume de l'espace des données.

2. Concernant la sélection, nous proposons d'utiliser un critère de sélection supervisé qui se base sur la performance de la méthode de détection. Cette performance est mesurée par la surface AUC sous la courbe COR. En effet, Cette courbe est constituée des différentes valeurs de spécificité et de sensibilité de la méthode de détection. Comme la recherche exhaustive est difficilement réalisable, nous proposons l'utilisation des méthodes de recherche itératives comme la sélection progressive (FS : Forward Selection) et l'élimination récursive des variables (RFE : Recursive Feature Elimination) [6].

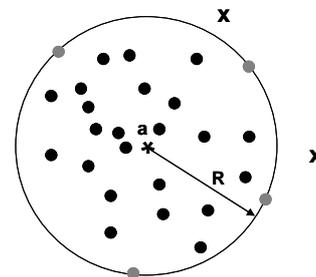


Fig. 2 : l'hypersphère, qui constitue la classe cible, est décrite par le centre a et le rayon R . quatre objets sont sur la frontière (objets supports). Deux objets de la classe annexe sont à l'extérieur de l'hypersphère.

4. Application

Les données issues d'un suivi de dégradation de l'équilibre chez des personnes âgées ne sont pas encore disponibles à ce jour. Afin de valider notre algorithme, nous avons provoqué une dégradation artificielle de l'équilibre chez une personne jeune en lui appliquant une vibration au niveau des tendons antérieurs du tibialis. Cette vibration crée l'illusion d'une inclinaison du corps vers l'arrière, ce qui incite le sujet à faire une inclinaison vers l'avant du corps afin de corriger l'inclinaison.

La classe cible est constituée des données obtenues des paramètres stabilométriques extraits à partir des expérimentations en position de posture statique sans dégradation alors que la classe annexe est constituée des

données provenant des expérimentations avec dégradation de l'équilibre suite aux vibrations appliquées.

Le nombre de paramètres stabilométriques est de l'ordre de 65 paramètres divisés en 3 sous groupes : 18 paramètres spatio-temporels, 18 paramètres fréquentiels et 29 paramètres liés au système physiologique [7].

Nous avons comparé notre algorithme (sélection avec SVDD) avec d'autres méthodes de détection comme le mélange de gaussiennes (MoG) et le K-centers en utilisant le même critère de sélection et les mêmes méthodes de recherche de variables. Seuls les résultats dans le cadre de FS sont présentés dans la figure 3.

Les résultats de la sélection de FS pour les différentes méthodes de détection pendant la phase d'apprentissage sont présentés dans la colonne gauche de la figure 3. Cette figure présente l'évolution d'AUC en fonction des variables classées pour les différentes méthodes de détection. La valeur d'AUC à l'abscisse j correspond à l'utilisation des j premières variables classées par FS.

Les résultats de l'évaluation du classement des variables sur l'ensemble test sont présentés dans la colonne droite de la figure 3. Cette figure présente l'évolution d'AUC, pendant la phase du test, en fonction des variables classées pendant la phase d'apprentissage pour les différentes méthodes de détection. Les valeurs d'AUC sont calculées

pour les différentes méthodes en commençant par la première variable classée et en ajoutant au fur et à mesure les autres variables classées. La première variable est la plus pertinente alors que la dernière est la moins pertinente. Le terme de pertinence est lié aux méthodes de sélection et de détection utilisées.

Seule la méthode SVDD dans le cas de FS a abouti à des résultats similaires à ceux obtenus lors de l'apprentissage (classification sans erreurs). Les valeurs d'AUC sont égales à 1 à partir de l'ajout de la deuxième variable jusqu'à la 19ème variable. Les autres méthodes ne sont pas satisfaisantes puisque les AUC n'atteignent pas la valeur de 1 pour un nombre raisonnable de variables et du fait que les résultats pendant l'apprentissage et la phase du test sont clairement différents.

Les 19 premières variables classées sont des paramètres extraits de déplacements dans la direction antéropostérieure. De plus, ces variables sont de 3 types des paramètres (spatio-temporels, fréquentiels et non-linéaire), ce qui permet de fournir trois types d'informations sur l'état de l'équilibre : spatio-temporel, fréquentiel et lié au processus de contrôle physiologique.

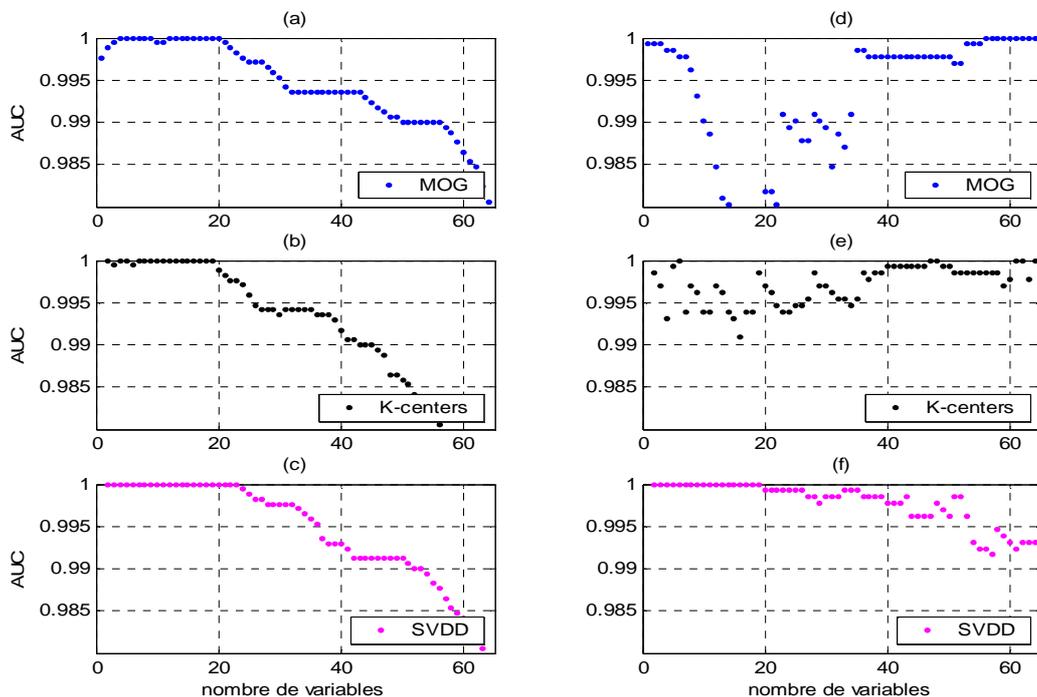


FIG. 3 : à gauche : L'évolution d'AUC en fonction des variables sélectionnées par FS en utilisant les 3 méthodes de détection pendant l'apprentissage. A droite : L'évaluation du classement des variables réalisées par FS, en utilisant les 3 méthodes de détection, sur l'ensemble test. La valeur d'AUC à l'abscisse j correspond à l'utilisation des j premières variables classées par FS.

Les 19 paramètres sélectionnés font partie des paramètres propres à la direction antéropostérieure (AP), ce qui est en concordance avec le fait que les vibrations ont été appliquées de manière que la dégradation de l'équilibre se manifeste dans cette direction.

En conclusion, nous avons pu obtenir un modèle fiable de détection de dégradation de l'équilibre en utilisant la méthode SVDD tout en sélectionnant un nombre réduit de paramètres pertinents capables d'identifier une éventuelle dégradation. En perspective, nous allons essayer de tester notre algorithme dans le cadre d'une détection d'un risque de chute chez les personnes âgées en se basant sur des données réelles en cours d'acquisition.

Références

- [1] Comité Français d'Education pour la Santé. Prévention des chutes chez les personnes âgées : des conseils pour préserver l'autonomie et le bien-être de nos aînés, Caisse Nationale de l'Assurance Maladie des Travailleurs Salariés: 27, 2000.
- [2] H. Amoud, et al.. Intrinsic Mode Entropy for Nonlinear Discriminant Analysis, *IEEE Sig. Proc. Let.*. V14-5 : 297-300, 2007.
- [3] H. Amoud et al.. Evaluation de l'équilibre postural suite à la réalisation d'un pas selon trois méthodes d'estimation de l'exposant de Hurst, 20e colloque GRETSI, Louvain-la-Neuve, Belgique, 2005.
- [4] H. Amoud, M. Abadi, et al.. Fractal time series analysis of postural stability in elderly and control subjects. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*. V4:12, 2007.
- [5] D. M. J. Tax and R. P. W. Duin, Support vector domain description, *Pat. Recog. Let.*, vol. 20, pp. 1191-1199, 1999.
- [6] I. Guyon and A. Elisseeff, An introduction to variable and feature selection, *Journal of Machine Learning Research*, vol. 3, pp. 1157-1182, 2003.
- [7] D. Hewson, J. Duchêne et al.. The PARACHute Project: Remote Monitoring of Posture and Gait for Fall Prevention, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing: Special Issue on Signal Processing Technologies for Ambient Intelligence in Home-Care Applications*. Volume 2007, Article ID 27421, 15 pages, 2007.