



**HAL**  
open science

# Système d'évaluation de la fragilité chez les personnes âgées

Amandine Dubois, François Charpillet

► **To cite this version:**

Amandine Dubois, François Charpillet. Système d'évaluation de la fragilité chez les personnes âgées. JETSAN - Journées d'étude sur la TéléSanté - 2013, May 2013, Fontainebleau, France. hal-00914354

**HAL Id: hal-00914354**

**<https://inria.hal.science/hal-00914354v1>**

Submitted on 5 Dec 2013

**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.

# Système d'évaluation de la fragilité chez les personnes âgées

Amandine Dubois  
Université de Lorraine,  
UMR 7503, Vandœuvre-lès-Nancy CEDEX,  
F-54506, France  
Email : amandine.dubois@loria.fr

François Charpillet  
Inria,  
Villers-lès-Nancy, F-54600, France  
Email : francois.charpillet@loria.fr

**Résumé**—Si les tendances démographiques se maintiennent, la proportion des personnes âgées dans la population va continuer d'augmenter. Le vieillissement, même "normal", est caractérisé par une augmentation de la fragilité pouvant impacter le niveau d'autonomie de la personne. Peu d'outils objectifs existent pour évaluer le degré de fragilité. Cet article propose un système qui pourrait à l'avenir servir à évaluer le degré de fragilité d'une personne. Les différents tests actuels mesurant la fragilité se basent, entre autre, sur l'analyse de l'activité de la personne et l'analyse de sa marche. Nous proposons un système orienté vers ces deux dimensions. Pour développer notre système les caméras à bas coût de Microsoft sont utilisées. Les caméras RGB-D permettent de suivre une personne chez elle et d'analyser automatiquement son activité et sa marche. Ces caméras fournissent des images de profondeur à partir desquelles nous pouvons extraire le centre de masse de la personne, utile pour analyser son activité et sa marche. L'activité de la personne est décrite comme une séquence d'activité de base (s'asseoir, s'accroupir, s'allonger au sol...). La marche de la personne est analysée en extrayant certains indicateurs comme la longueur et la durée du pas et la vitesse de marche. Des résultats sur la validité de l'analyse de l'activité et de la marche sont présentés dans cet article au travers de deux expériences. Les résultats montrent la précision des deux analyses.

## I. INTRODUCTION

L'un des sujets majeurs des prochaines années sera le vieillissement de la population. En France, l'INSEE en 2010 prévoit que le nombre de personnes de plus de 60 ans augmentera de 10,4 millions entre 2007 et 2060 [5]. L'augmentation de la dépendance des personnes âgées découlera du problème du vieillissement de la population et, par conséquent, un recours aux soins plus important sera nécessaire. Une évaluation clinique de la fragilité de ces personnes permet de poser un diagnostic sur le degré d'assistance qu'une personne requiert. Il existe différents tests cliniques pour évaluer la fragilité (le "timed up-and-go" [15], le test de Berg [4], le test de Tinetti...). Ces tests consistent à demander à la personne de réaliser des exercices simulant des mouvements de la vie quotidienne. Ainsi, le gériatre peut évaluer la qualité de l'équilibre et de la marche du sujet. Ces tests ne sont pas considérés comme des tests standards pour l'évaluation de la fragilité. Chaque médecin choisit son protocole d'évaluation. L'inconvénient de ces tests est que le verdict final repose essentiellement sur un avis subjectif.

Notre objectif est de développer un système capable de fournir une évaluation objective de la fragilité d'une personne.

Pour développer un tel système nous nous sommes basés sur la définition de la fragilité de Fried et al [10]. Selon ces auteurs, la fragilité d'une personne peut être observée, entre autre, à travers ses activités et sa façon de marcher. Nous avons développé un système dans le but de mesurer la fragilité d'une personne selon ces deux dimensions : l'activité et la marche. Le système doit respecter plusieurs contraintes, la décision finale concernant la fragilité d'une personne ne doit pas reposer sur l'avis subjectif d'un spécialiste mais doit se baser sur des indicateurs fiables, le système doit pouvoir être installé à domicile ou en instituts (EHPAD, maison de retraite...), le système ne doit nécessiter l'aide d'aucune autre personne pour sa mise en place, le système doit pouvoir être utilisé sans capteurs portés par la personne et le système doit avoir un coût réduit.

Il existe des dispositifs pour détecter l'activité d'une personne ou pour analyser sa marche. Les accéléromètres, les gyroscopes ou les goniomètres ([6], [22]), portés par la personne, appartiennent à la catégorie des systèmes à base de capteurs embarqués. Ils peuvent détecter l'activité d'une personne, notamment les chutes. L'inconvénient de ces dispositifs est qu'il faut que la personne "pense" à les utiliser ce qui peut perturber leur vie. Il existe également dans cette catégorie, des systèmes analysant le mouvement d'une personne, comme le VICON. Ce système consiste à positionner, en certains points clés du corps, des marqueurs réfléchissant un signal infrarouge émis par les caméras. Ainsi la position 3D des différentes parties du corps est évaluée. Le problème de ce dispositif est qu'il est contraignant et coûteux et ne peut être utilisé à domicile. Des systèmes sans capteurs embarqués peuvent également être utilisés, tel que les plate-formes de force, les tapis actimétriques et les télémètres, permettant de fournir des indications sur les paramètres de la marche. Mais l'installation de ces systèmes ne peut être envisagée dans un domicile notamment à cause de leur coût et de leur encombrement. Dans cette catégorie de dispositif, fondée sur des capteurs ambiants, se trouve également des systèmes à base de caméra. Ces systèmes permettent d'analyser l'activité d'une personne, plus particulièrement l'intérêt est surtout de pouvoir détecter les chutes ([13], [17], [14], [11], [3], [1]). Peu de dispositif déjà commercialisé existent à part EDAO qui est un système semi-automatisé, détectant les chutes. Ce système détecte des situations à risque, à travers des caméras, et prévient un opérateur EDAO qui en visionnant les images alerte ou non la famille ou les secours. L'idée est de développer un système semblable à celui d'EDAO mais entièrement automatisé, ne

sortant aucune image de la personne. Comme nous avons vu précédemment en retraçant l'état de l'art, aucun système ne prévoit en même temps la détection d'activité et l'analyse de la marche. L'objectif est donc de développer un système unique, regroupant les deux fonctionnalités, dans l'objectif d'établir un diagnostic plus complet de la fragilité.

Notre système, regroupant la détection d'activité d'une personne et l'analyse de sa marche, appartient à cette dernière catégorie de systèmes présentés précédemment en utilisant une caméra de profondeur (RGB-D telle que la caméra Kinect de Microsoft). Cette caméra a l'avantage d'avoir un bas coût et de fonctionner la nuit, lumière éteinte. A partir de l'image de profondeur fournie par la caméra, le fond est extrait pour pouvoir discriminer les personnes des objets faisant partie du fond. Plusieurs méthodes ont été développées pour suivre une personne à partir d'une caméra. Certains auteurs suivent le corps de la personne dans sa totalité [13]. D'autres suivent un élément du corps de la personne en particulier, comme la tête [18], la tête et les pieds [8] ou encore le centre géométrique de la personne [17]. Dans le système que nous développons nous avons choisi de détecter et de suivre le centre de masse d'une personne. L'importance du centre de masse, dans l'analyse de la marche notamment, est décrit dans l'article de Saunders et al [19]. Les déplacements verticaux et horizontaux du corps en mouvement, lors de la marche, peuvent être analysés en regardant le déplacement du centre de masse. Nous montrons dans cet article qu'il est possible d'analyser l'activité et la marche de la personne à partir de trois indicateurs liés au centre de masse (la position verticale du centre de masse, sa vitesse verticale et la dispersion verticale de tous les points détectés comme appartenant à la personne). L'analyse de l'activité d'une personne est faite en définissant un ensemble de 8 activités possibles (marcher, s'asseoir, s'allonger...). L'activité de la personne est estimée, à chaque instant, en utilisant un modèle de Markov caché. L'analyse de la marche d'une personne nécessite l'observation quantitative de certains indicateurs : la longueur des pas, la durée des pas et la vitesse de la marche. Le suivi de ces indicateurs de marche dans le temps permet de se faire une idée de la qualité de la marche d'une personne âgée et de son évolution dans le temps.

Dans la suite de cet article nous présenterons tout d'abord en partie II la méthode utilisée pour créer un système permettant d'évaluer la fragilité d'une personne. Puis, dans la partie III, nous exposerons les expériences pour tester notre algorithme et les résultats obtenus.

## II. MÉTHODE UTILISÉE POUR CONSTRUIRE UN SYSTÈME D'ÉVALUATION DE LA FRAGILITÉ

L'analyse de l'activité d'une personne âgée et l'analyse de sa marche sont donc les deux dimensions que nous développons pour construire un système d'aide à la mesure de la fragilité. La méthode utilisée pour les deux dimensions se fonde sur le suivi du centre de masse de la personne calculé après extraction du fond. Suite à l'extraction du centre de masse, la méthode pour la détection de l'activité diffère de celle de l'analyse de la marche.

### A. Extraction du centre de masse

Cette étape est commune à l'analyse de l'activité et à celle de la marche d'une personne. Il faut tout d'abord extraire le fond à partir de l'image de profondeur de la caméra. Pour cela la méthode "Running average" [11] est choisie. Cette technique permet d'apprendre le fond en moyennant, à chaque pas de temps, les distances pour chaque point de l'image. A chaque instant l'image des distances du fond est soustraite avec les distances de l'image courante pour ne garder que les points mobiles. En d'autres termes, les points mobiles sont les points dont la distance dans l'image courante est inférieure à celle dans l'image de fond. Pour éliminer le bruit, c'est à dire les points détectés comme mobile mais ne l'étant pas, le filtre "Erode Dilate" est utilisé. Ensuite, les points mobiles appartenant à une même personne sont regroupés. Ainsi, il est possible de distinguer plusieurs personnes dans une même scène. Pour regrouper les points mobiles, la méthode "Component labelling" [21] est utilisée. Nous pouvons alors calculer le centre de masse en 3D en moyennant tous les points détectés comme appartenant à une même personne. La trajectoire du centre de masse est alors lissée en utilisant un filtre de Kalman [16]. Un exemple d'extraction du centre de masse est montré à la figure 2. L'apprentissage du fond est représenté en haut à gauche de chaque image. En haut à droite l'image de profondeur est affichée. En bas à gauche est représenté en vert ce qui n'est pas du fond. En bas à droite est représentée la trajectoire sur l'axe vertical du centre de masse, extrait à partir des points détectés en vert.

### B. Détection de l'activité

L'objectif de cette partie est de construire un système qui détermine l'activité d'une personne et qui permettrait ainsi d'observer des anomalies dans son comportement et ainsi d'en déduire son niveau d'autonomie (par exemple une personne ne s'est pas beaucoup levée dans la journée par rapport à son habitude, la personne est tombée et n'arrive pas à se relever ou a des comportements dangereux comme monter sur une chaise...). Pour atteindre cet objectif, nous utilisons un modèle de Markov caché (HMM). Le HMM est utilisé pour déterminer dans quelle activité se trouve la personne (plus de détails se trouvent dans l'article [9]).

1) *Le modèle*: Dans notre modèle chaque état du HMM correspond à une activité ou une posture possible. Nous définissons 8 activités qu'une personne peut avoir au cours de la journée : s'asseoir, marcher (ou rester debout), s'accroupir, se pencher, monter sur un obstacle (une chaise, une marche...), s'allonger sur un lit ou un canapé, chuter et être allongé par terre. Chacune de ces 8 activités représente un état de notre HMM. La représentation du HMM est montrée à la figure 1. Les huit carrés représentent les huit états de notre HMM. Les flèches correspondent aux liens entre les états. Les valeurs au niveau des flèches représentent les probabilités de passer d'un état vers un autre et donc de passer d'une activité à une autre. Ces probabilités ont été définies manuellement.

2) *La fonction d'observation*: Le centre de masse est la principale source d'information pour déduire quelle activité réalise la personne. Plus précisément nous utilisons comme observations : la position verticale du centre de masse, sa vitesse verticale et la dispersion verticale de tous les points détectés

comme appartenant à la personne. La fonction d'observation suit une loi normale multidimensionnelle. Les paramètres de cette loi (la moyenne et la matrice de covariance de chaque observation) sont appris à partir des données obtenues de 16 sujets réalisant les huit états du HMM. Plus d'explications sur cette expérience sont données dans la partie III-A.

3) *Inférence*: La probabilité pour la personne d'être dans l'un des huit états du HMM est calculée par l'algorithme Forward-Backward [16]. L'algorithme permet de calculer pour une séquence donnée la probabilité de chaque état du modèle à chaque instant de la séquence. A chaque état du HMM correspond une activité, cela nous permet d'avoir la probabilité pour la personne de faire telle ou telle activité. La figure 2 présente le résultat de la détection d'activité pour 4 activités : s'asseoir, s'allonger dans un fauteuil, s'accroupir et s'allonger par terre (qui est détecté avec un signal rouge contrairement aux trois autres activités car c'est une situation que l'on définit comme anormale). En bas à droite de chacune des quatre images est affichée le nom de l'état déduit par l'algorithme.

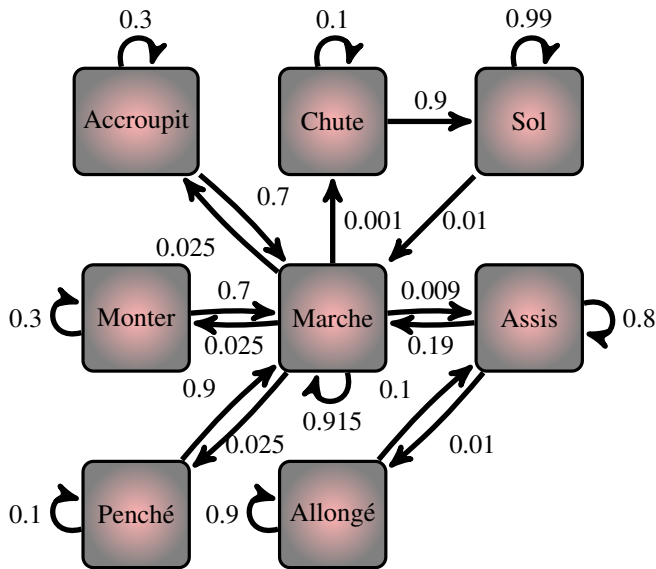


FIGURE 1. HMM représentant le lien entre 8 activités de la vie quotidienne.

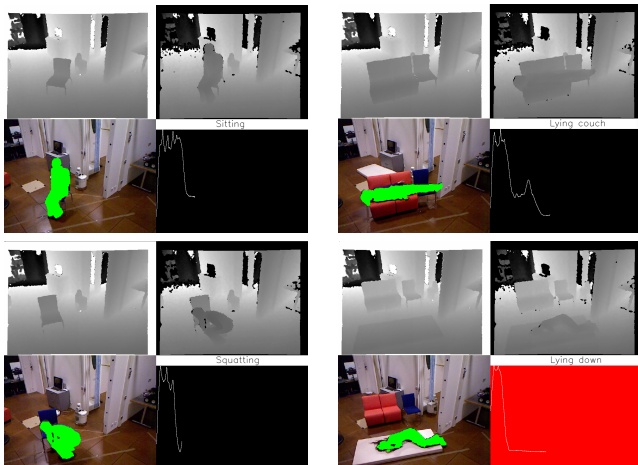


FIGURE 2. Détection de différentes activités

### C. Analyse de la marche

Avec l'âge la force musculaire, le contrôle postural et la marche se modifient. Les troubles de la marche peuvent signaler plusieurs problèmes chez les personnes âgées. Une des conséquences des troubles de la marche chez les personnes âgées sont les chutes. Selon certaines études l'analyse de la marche pourrait aider à prévenir des chutes [2]. Les troubles de la marche sont également un bon indicateur du risque d'hospitalisation et du déclin de la santé [20]. Ces indicateurs ont une importance également pour les sujets avec des démences. Bien que le principal signe de démence (de type Alzheimer par exemple) est le déclin cognitif, plusieurs articles montrent que les désordres moteurs sont présents ([7], [12]). Donc l'analyse de la marche s'avère être un bon indicateur de la fragilité chez les personnes âgées. Parmi les différents paramètres de la marche, la variabilité et les changements au cours du temps des longueurs et durées du pas, et, de la vitesse de marche sont considérés comme des paramètres pouvant déterminer la fragilité des personnes âgées. L'utilisation d'une caméra RGB-D pour analyser la marche d'une personne serait un outil alternatif permettant de suivre l'évolution des paramètres de marche. Les paramètres de la marche sont déduits de la trajectoire du centre de masse sur le plan vertical comme illustré sur la figure 3. Cette figure représente la trajectoire du centre de masse d'une personne qui marche. Chaque minimum local de cette courbe correspond à un moment où la personne à les deux pieds en appui au sol. La longueur de pas est définie comme étant la distance entre deux maxima locaux de la courbe. Pour la durée du pas, il s'agit de calculer le temps écoulé depuis le premier contact d'un pied au premier contact du pied opposé. Nous prenons comme référence le temps entre deux maxima locaux. La vitesse correspond à la vitesse entre le moment d'apparition de la personne dans le champs de caméra et son dernier moment d'apparition.

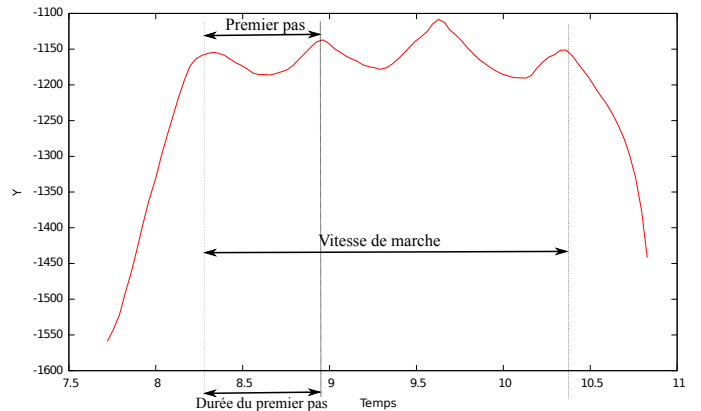


FIGURE 3. Trajectoire du centre de masse sur l'axe vertical d'une personne marchant.

## III. EXPÉRIENCES ET RÉSULTATS

Dans cette partie nous voulions tester la fiabilité de notre système d'évaluation de la fragilité. Nous avons réalisé deux expériences, une pour tester la détection de l'activité et l'autre pour tester l'analyse de la marche.

### A. Validité de la détection de l'activité

Une base de données est constituée nous permettant d'apprendre les paramètres de la fonction d'observation (les moyennes et la matrice de covariance des observations) pour chaque état du HMM de la figure 1. Nous avons demandé à 26 sujets, âgés de 20 à 53 ans, de réaliser une expérience dans un appartement en laboratoire. Ces sujets devaient effectuer les 8 activités, que nous avons définis précédemment (s'accroupir, se pencher, s'asseoir, marcher, chuter, être allongé au sol, monter sur un obstacle et s'allonger dans un canapé), correspondant aux états du HMM. Pour les situations "S'accroupir" et "Se pencher", il était demandé aux sujets de ramasser un stylo. Dans la situation "S'accroupir", les sujets devaient plier les genoux pour ainsi être plus proche du sol à la différence de "Se pencher" où la personne ne devait pas plier les genoux. Pour la situation "S'asseoir", la personne s'assoit sur une chaise. Pour "Marcher", la personne marche en ligne droite à travers la scène. "Chuter" est l'action de chuter sur un matelas et lorsque la personne a chuté, elle reste allongée sur le matelas ce qui définit l'action d'être "Allongé au sol". Pour l'état "Monter sur un obstacle", la personne monte sur un marche pied. Et l'état "S'allonger dans un fauteuil" correspond à s'allonger sur trois chaises mises côte à côte.

Ainsi 208 séquences sont obtenues pour la base de données. 128 séquences (soit 16 sujets) sont conservées pour l'apprentissage. L'algorithme apprend donc la moyenne et la matrice de covariance de la position verticale du centre de masse, de sa vitesse verticale et de la dispersion verticale des points de la personne, pour chacune des 8 activités, à partir de ces 128 séquences. Les 80 séquences restantes (correspondant à 10 sujets) sont utilisées pour tester le modèle. Nous fournissons à l'algorithme ces 80 séquences et nous observons si celui-ci détecte correctement l'activité réalisée. L'expérience montre que la discrimination des activités est correcte pour l'activité "S'asseoir", "Marcher", "S'allonger dans un fauteuil", "S'accroupir", "Monter sur un obstacle" et "Allongé au sol". L'activité "Se pencher" n'est jamais identifiée et est remplacée par l'activité "S'asseoir" ou "S'accroupir" selon les sujets. Cette activité pourrait être regroupée avec l'activité "S'accroupir" car même visuellement la différence entre les deux activités n'est pas complètement identifiable (la seule différence est que dans l'activité "S'accroupir" les genoux sont pliés contrairement à "Se pencher"). Concernant l'activité "Chuter", l'activité a été correctement identifiée 9 fois sur 10. Une des chutes n'a pas été identifiée car le sujet ne s'est pas allongé au sol après la chute, il s'est relevé tout de suite après la chute. Or le HMM a été construit de telle sorte que la chute ne peut survenir uniquement si elle est suivie de l'état "Allongé au sol". C'est pourquoi cette chute n'a pas été identifiée.

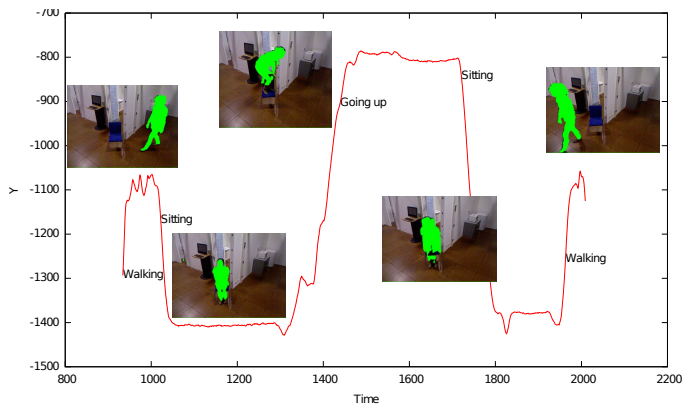
Tous les résultats précédents sont obtenus sur des séquences isolées. Les sujets ont réalisé les séquences dans des conditions particulières. Par exemple la chaise se trouvait face à la caméra, le fauteuil perpendiculairement à la caméra, les personnes marchaient perpendiculairement à la caméra... Pour tester la robustesse du modèle, nous réalisons de nouvelles séquences dans lesquelles le sujet réalise plusieurs activités à la suite. Nous effectuons 3 nouvelles acquisitions. Une où la personne s'assoit, puis monte sur la chaise et en redescendant s'assoit à nouveau. Cette séquence n'a pas été apprise telle

quelle car les séquences apprises consistaient à monter sur un obstacle plus petit à partir de la position debout. Cette séquence est reconnue par l'algorithme comme le montre la figure 4(a). La deuxième séquence consiste, pour la personne, à s'asseoir et à chuter juste après. Cette séquence est différente des séquences utilisées dans l'apprentissage car nous n'avons réalisé des chutes qu'à partir de la position debout. Avec cette situation nous voulons savoir si notre algorithme est robuste pour détecter les chutes. D'après la figure 4(b), l'algorithme est robuste car il détecte la chute même si il n'y a pas de transition entre l'état "S'asseoir" et l'état "Chuter" dans le HMM. La troisième séquence consiste à s'accroupir, marcher et rester debout, s'asseoir, s'allonger sur trois chaises. Nous modifions certaines conditions comparé aux conditions d'apprentissage. La chaise et le canapé sont placés différemment, la personne ne marche pas dans le même champs de vision de la caméra (la personne marche beaucoup plus loin) et pour finir elle ne s'accroupit pas de la même façon (elle s'accroupit dos tourné à la caméra et pas dans le même champs de vision). De plus la personne reste immobile au cours de la séquence ce qui n'a jamais été le cas dans les séquences apprises. Cette situation devrait être détectée dans l'état "Marcher" selon le HMM définit en partie II-B1. Le résultat est montré sur la figure 4(c). Aucune erreur n'est commise concernant les activités "S'accroupir", "Marcher et rester immobile", "S'asseoir" et "S'allongé dans un fauteuil". L'algorithme commet une fausse alarme au début de la phase où la personne marche. Il détecte la marche mais se trompe en donnant également l'état "Monter sur un obstacle".

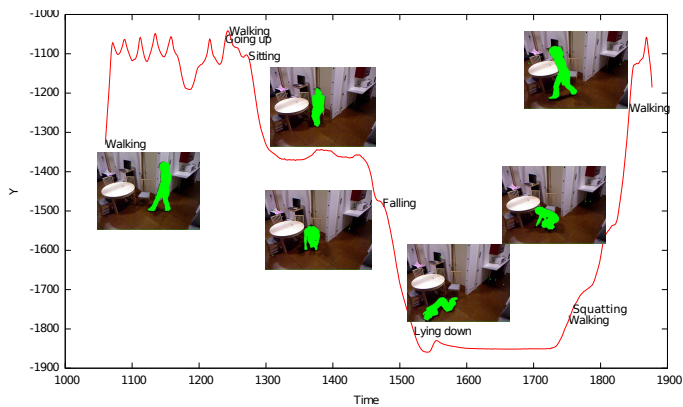
Sachant que notre système détecte correctement les activités nous pourrions par la suite suivre la personne et détecter les prises de risque (comme monter sur un obstacle, chuter, s'allonger par terre) et analyser l'évolution de son activité dans le temps pour déterminer les changements (rester plus longtemps allongé dans son lit qu'à son habitude par exemple).

### B. Validité de l'analyse de la marche

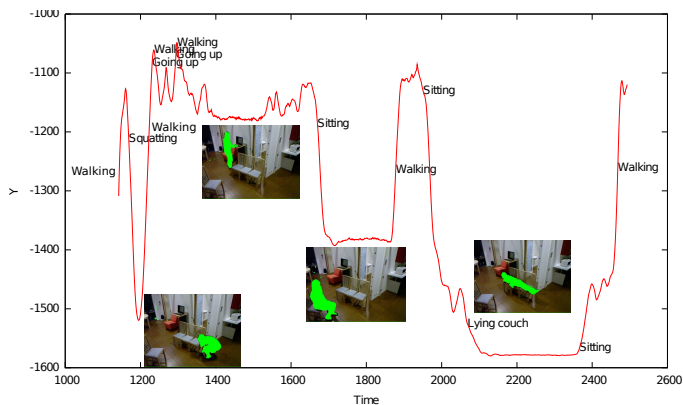
Pour vérifier la validité de l'algorithme de l'analyse de la marche nous avons testé la précision des longueurs de pas fournies par le système lorsqu'une personne marche dans le champs de la caméra. L'expérience comprenait 5 sujets sains de 20 à 53 ans correspondant à 106 pas effectués. Pour mesurer ces 106 longueurs de pas nous avons posé une feuille de papier sur laquelle les sujets marchaient. En dessous de leurs chaussures, des tampons imbibés d'encre étaient posés pour marquer leur pas sur le papier lors de la marche. Ce dispositif est représenté figure 5. Ainsi nous pouvions récupérer leur longueurs de pas en mesurant sur le papier la longueur entre chaque marque représentant le talon. Pour l'expérience nous avons demandé aux sujets d'effectuer deux marches différentes. Une des consignes était de marcher "normalement" et l'autre d'effectuer des petits pas en marchant, car les personnes âgées effectuent des plus petit pas que la "normale". Ainsi sur les 106 pas obtenus 39 sont de longueurs "normales" et 67 sont "petits" (inférieur à 50 cm). Nous avons ensuite comparé les longueurs de pas obtenues sur le papier avec celles fournies par l'algorithme de la caméra. La figure 6 illustre la détection des longueurs de pas par l'algorithme. En bas à droite, sur l'image représentant la trajectoire du centre de masse sur l'axe vertical, est indiqué la longueur de pas effectuée par la personne marchant.



(a) La personne doit s'asseoir puis monter sur la chaise et enfin redescendre en s'asseyant.

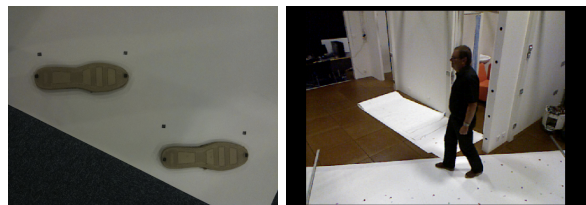


(b) La personne doit s'asseoir sur la chaise puis chuter de celle-ci.



(c) La personne doit s'accroupir, marcher, s'asseoir et s'allonger dans un fauteuil.

FIGURE 4. Nouvelle séquence avec des conditions différentes de celles appartenant à la base d'apprentissage.



(a) Tampons imbibés d'encre posés sous les chaussures. (b) Un sujet marchant sur le papier et marquant celui-ci de ses traces de pas.

FIGURE 5. Dispositif utilisé pour tracer les pas.

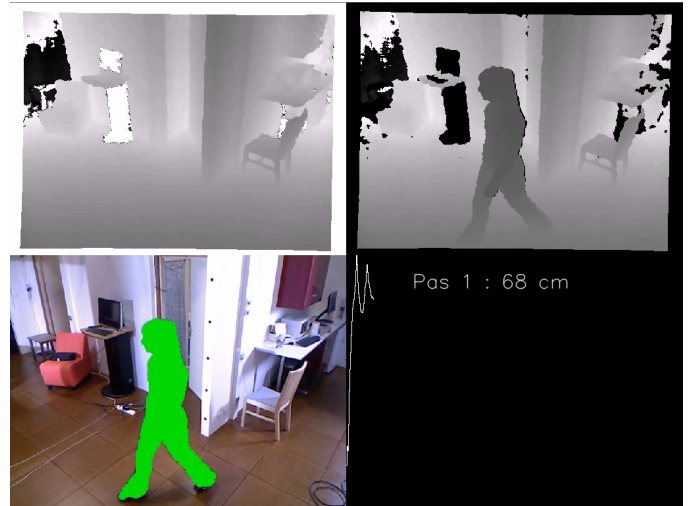


FIGURE 6. Détection des longueurs de pas par l'algorithme pour une personne marchant.

Le résultat de cette expérience est que l'erreur moyenne pour tous les pas est de 5,31cm, ce qui représente une erreur de 11,78%. En décomposant tous les pas nous obtenons pour les pas de longueur "normale" une erreur moyenne de 6,38cm, ce qui représente une erreur de 10%. Pour les pas de petite longueur, l'erreur moyenne est 4,69cm, ce qui représente une erreur de 12,80%. Le système n'étant pas complètement précis, nous avons voulu savoir si l'erreur était due à l'algorithme ou à un autre problème comme celui de la calibration des caméras (réalisée en usine et que nous ne pouvons pas contrôler). Nous avons tracé les longueurs de pas obtenues avec l'algorithme, en fonction des pas réels afin de modéliser l'erreur et corriger un éventuel problème de calibration. Nous pouvons remarquer qu'une droite de régression linéaire est possible comme montré sur la figure 7. La formule de correction est :

$$y = 0,9644 * x + 6,0730$$

avec  $y$  les longueurs corrigées et  $x$  les longueurs de pas fournies par la caméra. Après correction de l'erreur nous obtenons une erreur moyenne pour tous les pas de 3,14cm, ce qui représente une erreur de 7% sur les 106 longueurs de pas. Plus précisément, pour les longueurs de pas "normales" l'erreur est 3,98cm, ce qui représente une erreur de 6,04%. Pour les pas de petite longueur, l'erreur moyenne est 2,73cm, ce qui représente une erreur de 7,55%. La mesure des longueurs de pas est plus précise après correction cependant il subsiste toujours une erreur pouvant être due à l'algorithme lui même mais également à l'erreur commise lorsque l'on relève les longueurs de pas sur le papier. Nous n'avons pas testé la validité de tous les indicateurs de marche extrait par l'algorithme car les autres indicateurs découlent de l'extraction des longueurs de pas.

#### IV. CONCLUSION

L'objectif de notre travail est de développer un système fournissant une évaluation objective de la fragilité d'une personne âgée. Cet article montre un travail préliminaire sur cet axe de recherche. Dans ce papier nous proposons de développer un système regroupant la capacité à détecter l'activité et à analyser la marche destiné à mesurer le niveau

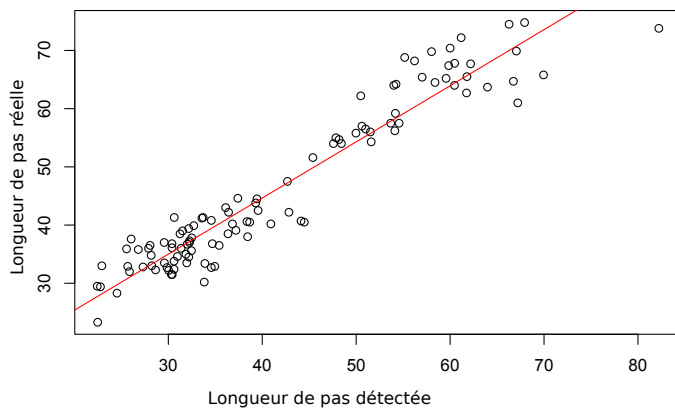


FIGURE 7. Régression linéaire entre les longueurs de pas réelles et les longueurs de pas fournies par l'algorithme de la caméra.

de fragilité d'une personne. Grâce à deux expériences, une pour la détection de l'activité et l'autre pour l'analyse de la marche, nous montrons des résultats assez précis pouvant laisser penser qu'un tel système serait possible. Sur la base de ces deux indicateurs, que sont l'évolution de l'activité et la mesure des longueurs de pas, il serait possible de construire une échelle de la fragilité. Il nous faut dans l'avenir valider ce système avec des médecins et le disposer dans les maisons de personnes âgées, ou dans les cabinets de médecins pour savoir si l'utilisation de notre système à long terme pourra fournir une évaluation de la fragilité d'une personne.

#### RÉFÉRENCES

- [1] Derek Anderson, Robert H Luke, James M Keller, Marjorie Skubic, Marilyn Rantz, and Myra Aud. Linguistic Summarization of Video for Fall Detection Using Voxel Person and Fuzzy Logic. *CVIU*, 113(1) :80–89, 2009.
- [2] Bernard Auvinet, Gilles Berrut, Claude Touzard, Nadine Collet, Denis Chaleil, and Eric Barrey. Gait abnormalities in elderly fallers. *Control*, pages 40–51, 1997.
- [3] Edouard Auvinet, Franck Multon, Alain Saint-Arnaud, Jacqueline Rousseau, and Jean Meunier. Fall detection with multiple cameras : an occlusion-resistant method based on 3-D silhouette vertical distribution. *IEEE transactions on information technology in biomedicine : a publication of the IEEE EMBS*, 15(2) :290–300, March 2011.
- [4] KO Berg, SL Wood-Dauphinee, JI William, and B Maki. Measuring balance in the elderly : validation of an instrument. *Can J Public Health*, pages 83 (suppl 2) :S7–11, 1992.
- [5] Nathalie Blanpain and Olivier Chardon. Projections de population à l'horizon 2060. Un tiers de la population âgé de plus de 60 ans, INSEE Première n°1320. octobre 2010.
- [6] A K Bourke, J V O'Brien, and G M Lyons. Evaluation of a threshold-based tri-axial accelerometer fall detection algorithm. *Gait & posture*, 26(2) :194–9, 2007.
- [7] E Bramell-Risberg, G-B Jarnlo, L Minthon, and S Elmståhl. Lower gait speed in older women with dementia compared with controls. *Dementia and geriatric cognitive disorders*, 20(5) :298–305, January 2005.
- [8] R. Deeb, F. Lédée, E. Desserée, and S. Bouakaz. Méthode robuste pour la détection de chute dans un environnement. *Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, 2012.
- [9] Amandine Dubois and François Charpillat. Human Activities Recognition with RGB-Depth Camera using HMM. *IEEE EMBC*, 2013.
- [10] L. P. Fried, C. M. Tangen, J. Walson, A. B. Newman, C. Hirsch, J. Gottdiener, T. Seeman, T. Russell, W. J. Kop, G. Burke, and M. A. Mc Burnie. Frailty in older adults : Evidence for a phenotype. *Journal of Gerontology*, *MEDICAL SCIENCE*, 56(3) :146–156, 2001.
- [11] Iván Gómez-Conde. Simple Human Gesture Detection and Recognition Using a Feature Vector and a Real-Time Histogram Based Algorithm. *Journal of Signal and Information Processing*, 02(04) :279–286, 2011.
- [12] D Howieson. Motor slowing precedes impairment in the oldest old. *Neurology*, pages 1997–1999, 1998.
- [13] Bart Jansen, Frederik Temmermans, and Rudi Deklerck. 3D human pose recognition for home monitoring of elderly. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, pages 4049–51, January 2007.
- [14] H. Nait-Charif and S.J. McKenna. Activity summarisation and fall detection in a supportive home environment. *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004.*, pages 323–326 Vol.4, 2004.
- [15] D Podsiadlo and S Richardson. The timed "up & go" : a test of basic functional mobility for frail elderly persons. *J Am Geriatr Soc*, pages 39 :142–48, 1991.
- [16] L. R. Rabiner. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. In *Proceedings of the IEEE*, pages 257–286, 1989.
- [17] Caroline Rougier, Edouard Auvinet, Jacqueline Rousseau, Max Mignotte, and Jean Meunier. From Depth Map Video Sequences. pages 121–128, 2011.
- [18] Caroline Rougier and Jean Meunier. 3D Head Trajectory Using a Single Camera. *Engineering In Medicine And Biology*, pages 505–512, 2010.
- [19] J. B. DEC. M. Saunders, V. T. Inman, and H. D. Eberhart. The major determinants in normal and pathological gait. *The Journal of Bone and Joint Surgery*, pages 543–558, July 1953.
- [20] Stephanie Studenski, Subashan Perera, Dennis Wallace, Julie M Chandler, Pamela W Duncan, Earl Rooney, Michael Fox, and Jack M Guralnik. Physical performance measures in the clinical setting. *Journal of the American Geriatrics Society*, 51(3) :314–22, March 2003.
- [21] Kenji Suzuki, Isao Horiba, and Noboru Sugie. Linear-time connected-component labeling based on sequential local operations. *Computer Vision and Image Understanding*, 89(1) :1–23, January 2003.
- [22] G Wu. Distinguishing fall activities from normal activities by velocity characteristics. *Journal of biomechanics*, 33(11) :1497–500, 2000.