

Tests cliniques et cinématique 3D

Vers une prédiction du risque de chute chez les personnes âgées

LOUIS CATINUS & RÉMI GRENARD
catinus.louis@outlook.com
remi.grenard@gmail.com

PROMOTEUR : FRÉDÉRIC DIERICK
CO-PROMOTEUR : FABIEN BUISSERET
Laboratoire Forme & Fonctionnement Humain, CeREF
Haute école Louvain-en-Hainaut
Rue Trieu Kaisin, 136
B – 6061 Montignies-sur-Sambre
dierickf@helha.be
buisseretf@helha.be

RÉSUMÉ. – L'évaluation du risque de chute chez les personnes âgées est un véritable défi pour les thérapeutes, les chutes constituant en effet une des premières causes de mortalité chez cette population. De nombreux tests cliniques ont été développés et validés durant les 30 dernières années. Plus récemment, l'émergence de capteurs de mouvement à faible coût facilite l'observation des différences cinématiques entre la marche d'un sujet chuteur et celle d'un non-chuteur. Le but de cette étude est d'élaborer une méthode combinant des tests cliniques et des capteurs de mouvement en vue d'optimiser l'évaluation du risque de chute. Septante-trois participants de plus de 65 ans, résidant en maison de repos, ont effectué les tests cliniques *Timed Up and Go* (TUG) et de marche des 6 minutes équipés d'un capteur inertiel durant deux prises de mesures séparées de 6 mois. Le relevé des chutes durant cette période permet de classer les participants en chuteurs et non-chuteurs. Il apparaît que les résultats du test TUG combinés à une mesure de la variabilité de la marche des sujets permettent une prédiction plus efficace du risque de chute dans les 6 mois chez

la population étudiée que le test clinique seul (efficacité diagnostique de 76 % contre 68 %).

ABSTRACT. – Assessing the risk of fall in the elderly is a real challenge for therapists — falls being one of the leading causes of death among this population. Many clinical trials have been developed and approved over the last 30 years. More recently, the advent of low-cost motion sensors has facilitated observation of the kinematical differences between the gait of a faller and a non-faller. The purpose of this study is to develop a method that combines clinical testing and motion sensors in order to optimise fall risk assessment. Seventy-three participants over the age of 65, and living in a nursing home, completed the clinical test called *Timed Up and Go* (TUG) as well as a 6-minute walk equipped with an inertial sensor in two measurements separated by 6-months. Falls recorded during this period enabled the classification of participants into fallers and non-fallers. This revealed that the results of the TUG test combined with a variability measurement of the subjects' gait provide a more effective prediction of the risk of fall within 6 months in the population studied than the clinical test alone (diagnostic efficacy of 76 % versus 68 %).

MOTS CLÉS. – Capteur inertiel — Cinématique — Risque de chute — Test clinique.

1. Introduction

D'après l'Organisation mondiale de la santé, les chutes sont la deuxième cause de décès accidentels dans le monde : environ 646 000 personnes perdent la vie chaque année à la suite des chutes et les plus touchées sont âgées de plus de 65 ans. Dans les établissements de soins de longue durée, la fréquence des chutes pour cette population est plus importante qu'à domicile avec un taux d'environ 50 % chaque année (Organisation mondiale de la santé, 2018). La problématique des chutes est destinée à s'accroître dans nos régions, car le nombre de personnes de plus de 65 ans augmente. Le Bureau fédéral du plan estime que la population belge âgée de 67 ans et plus était de 16 % en 2015 et sera de 23 % en 2060 (Vandresse, 2016). Cet enjeu de santé publique se double d'un enjeu financier. D'après Pierdomenico *et al.* (2015), un séjour hospitalier moyen en Belgique coûte 5139 € et en Europe 7592 €. Une autre étude a estimé qu'aux États-Unis, le coût médical lié aux chutes, qu'elles soient fatales ou non, représente approximativement 50 G € (Florence *et al.*, 2018).

De multiples facteurs favorisent les chutes : l'âge, les troubles cognitifs, les troubles de la vue, la sarcopénie, un environnement inadapté, la polymédication, des troubles de la marche, une instabilité posturale et des pathologies neurodégénératives (Moreland, Richardson, Goldsmith, & Clase, 2004; Rossat *et al.*, 2010; Ambrose, Paul, & Hausdorff, 2013). L'une des méthodes les mieux connues d'évaluation du risque de chutes est de recourir à différents tests cli-

niques développés dans ce but. L'un des plus connus est le test *Timed Up and Go* (TUG). Celui-ci est d'ailleurs utilisé par les kinésithérapeutes belges pour évaluer le risque de chute et ainsi pouvoir demander à l'Institut national d'assurance maladie-invalidité d'octroyer des séances supplémentaires à un patient.

Une caractérisation cinématique de la marche peut également être réalisée afin de déterminer des différences quantifiables entre la marche de personnes à risque de chute et celles de non-chuteurs.

Comme le montre par exemple l'étude de Hausdorff, Rios, et Edelberg (2001), la variabilité du temps de la foulée change entre la marche de sujets jeunes ou âgés sains et celle de sujets âgés atteints de pathologies. Les progrès de l'électronique rendent envisageable une telle étude en dehors de laboratoires équipés de matériel de pointe : l'émergence de capteurs inertiels à faible coût (de l'ordre de 20 €) rend possible la mesure dans les trois dimensions de l'espace des accélérations et des vitesses angulaires d'un marcheur. De tels capteurs équipent déjà les smartphones et peuvent être utilisés pour analyser la marche (Sun & Sosnoff, 2018). Certains chercheurs vont plus loin en couplant les données de capteurs à des tests cliniques existants afin de voir s'il est possible d'augmenter la capacité de prédiction de ceux-ci (Greene, Redmond, & Caulfield, 2016). C'est dans cette dernière mouvance que se place le présent travail. Les principales questions qui seront abordées au travers de l'étude expérimentale d'une population gériatrique seront donc : le test TUG est-il suffisamment précis pour prédire à lui seul le risque de chute ? Le couplage entre le test TUG et paramètres cinématiques permet-il de mieux prédire le risque de chute chez les personnes âgées que l'évaluation isolée de ces derniers ?

2. Matériel et méthode

2.1. Population

Les participants à l'étude sont âgés de 65 ans ou plus et vivent en maison de repos dans la région de Charleroi (l'*Adret* à Gosselies, le *Centenaire*, le home *Notre-Dame de Bonne Espérance* et *Au temps des cerises* à Châtelet). Le protocole expérimental respecte la Déclaration d'Helsinki et a été approuvé par le Comité académique de bioéthique¹. Les critères de non-inclusion étaient les suivants :

1. <https://www.a-e-c.eu>

- un âge inférieur à 65 ans ;
- des troubles locomoteurs du membre inférieur rendant la marche impossible ;
- des troubles cognitifs rendant la compréhension des tests et de l'expérience impossible ;
- des troubles cardio-respiratoires trop importants pour effectuer le test de marche des 6 minutes.

Enfin, les sujets :

- ayant contracté une ou des pathologies à la suite de l'inclusion dans l'échantillon (AVC, fracture, ...);
- ayant abandonné ou étant hospitalisés durant la période des prises de mesures ;
- ayant eu une modification de leur médication empêchant la poursuite de l'étude ;
- étant décédés avant la passation complète du protocole ;

n'ont pas été retenus.

Nonante-deux sujets ont commencé les premiers tests. Douze n'ont pas pu continuer, car ils répondaient aux critères de non-inclusion. À la fin de la prise de mesure, 73 sujets ont pu faire les tests jusqu'au bout. Au total, il y a 33 % d'hommes et 67 % de femmes avec une moyenne d'âge de 83.1 ± 8.3 ans.

2.2. Protocole

L'étude s'est déroulée entre les mois de mai (T1) et novembre (T2) 2018.

En T1, les participants ont commencé par effectuer un test TUG : le participant est d'abord assis avec le dos contre le dossier d'une chaise d'environ 46 cm de hauteur. Au signal du départ, le participant doit démarrer, franchir une marque au bout de 3 m (cône, ligne...), faire demi-tour et revenir s'asseoir. Le temps nécessaire à effectuer cette opération est mesuré. Sur base de l'étude de Shumway-Cook, Brauer, et Woollacott (2000), un sujet réalisant le test en moins de 13.5s est classé ne présentant pas de risque de chute. Si le temps dépasse ce seuil, alors le sujet est classé comme « risque potentiel ».

Une fois le test TUG réalisé, les participants ont marché une durée de 6 minutes dans un couloir de longueur connue, avec le droit de faire de courtes pauses s'ils en ressentaient le besoin. Durant ce test des 6 minutes de marche, les participants étaient équipés d'un capteur inertiel recueillant les différentes

données cinématiques des participants. Ce capteur a été développé par le Ce-REF Technique dans le cadre du projet FIRST HE DYSKIMOT² (fig. n°1). Il a été validé par de nombreux tests en laboratoire (Estievenart, 2018). Pendant l'expérimentation, le capteur inertiel est fixé dans la région lombaire du sujet, en regard de la quatrième vertèbre lombaire et il va permettre de mesurer les vitesses angulaires, $\vec{\omega}(t)$, et les accélérations linéaires, $\vec{a}(t)$, dans les 3 dimensions. La fréquence d'acquisition du capteur est de 100 Hz avec une gamme d'accélération de $\pm 4[g]$ et de $\pm 2000^\circ/s$ pour la vitesse angulaire. Entre T1 et T2, il a été demandé à toutes les équipes soignantes de recenser les chutes des participants. Ce relevé de chutes servira par la suite à classer les sujets en « non-chuteurs » (absence de chute) et « chuteurs ». Au final, on dénombre 23 chuteurs et 50 non-chuteurs. En T2, le même protocole a été réalisé sur les participants.



Figure n°1.
Appareillage complet avec capteur inertiel (à gauche) et agrandissement du capteur inertiel LSM9DS1SparkFun (à droite).

Source : Estievenart, 2018.

2.3. Analyse des données

Pour analyser les 6 séries temporelles contenues dans $\vec{a}(t)$ et $\vec{\omega}(t)$, nous choisissons de quantifier la variabilité. En effet, comme le montre l'étude pionnière de Hausdorff *et al.* (2001), la variabilité de la marche peut être corrélée au risque de chute. Par la suite d'autres chercheurs, comme Goldberger *et al.* (2002), ont analysé la variabilité de la marche à l'aide d'outils mathématiques comme la dimension fractale et montré que ces outils distinguent les sujets

2. <https://www.cerisic.be/technique/projet-cerisic/developpement-dun-systeme-multitaches-immersif-et-low-cost-denregistrement-et-analyse-de-donnees-cinematiques-en-vue-de-levaluation-de-dyskinesics-motrices-et-de-leur-prise/>

sains des sujets pathologiques. Les trois paramètres étudiés sont l'écart-type (EC), l'exposant de Hurst (H) et la dimension fractale (D) des séries temporelles obtenues. Ils ont été calculés en suivant la méthodologie exposée dans Dierick *et al.* (2017); plus de détails mathématiques peuvent se trouver dans l'ouvrage de Kantz et Schreiber (2004). Un test de Mann-Witney a été effectué (seuil de significativité = 0.05) afin d'observer d'éventuelles différences entre les chuteurs et les non-chuteurs en T2.

Les résultats du test TUG ont été analysés par le calcul de la courbe de ROC (*Receiver Operating Characteristic*) et d'autres paramètres associés : l'aire sous la courbe (AUC), l'indice de Youden (Yo), le rapport de vraisemblance positif (LR+) et négatif (LR-), la sensibilité, la spécificité, la valeur prédictive positive (VPP), la valeur prédictive négative (VPN) et l'efficacité diagnostique (E).

Un test TUG « augmenté », ou TUG+, a alors été proposé en suivant la méthodologie schématisée dans la figure n°2. Si un sujet est classé par les tests cliniques comme chuteur alors celui-ci est évalué une seconde fois par un ou plusieurs paramètres cinématiques montrant une différence significative entre chuteurs et non-chuteurs (selon le recensement des chutes).

Le logiciel Sigmaplot 11.0 et le programme R x64 3.5.0 ont été utilisés pour effectuer les différents calculs nécessaires.

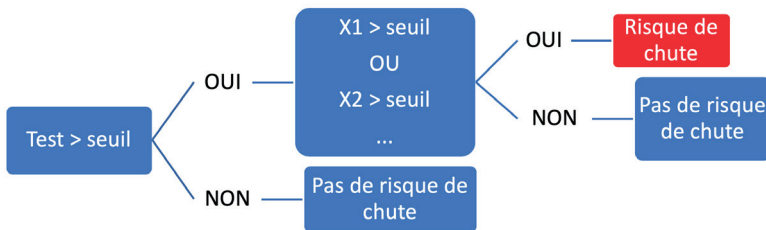


Figure n°2.
Méthode de combinaison des tests cliniques avec un ou plusieurs paramètres cinématiques (X1, X2,...).

3. Résultats

3.1. Le test TUG

Les données présentées dans le tableau n°1 donnent des informations sur la qualité prédictive du test TUG. L'AUC du test TUG (0.648) indique que le

test a un pouvoir de discrimination (chuteur/non-chuteur) faible à tendance passable. L'index de Youden (Yo) montre une précision de la méthode de diagnostic de 27.3 %, avec un seuil optimal de 22.5s. Cela signifie qu'un sujet réalisant un test TUG dépassant ce seuil a plus de chance d'être considéré comme chuteur plutôt que non-chuteur dans notre population. Enfin, le test TUG a tendance à être plus spécifique (Sp=73.3 %) que sensible (Se=54.1 %).

Test	Se (%)	Sp (%)	VPP	VPN	Yo	LR+	LR-	E (%)
TUG	54.1	73.2	0.481	0.782	0.273	2.02	0.626	65.7
TUG+	52.1	86.0	0.631	0.796	0.381	3.72	0.556	73.9

Tableau n°1.

Indicateurs décrivant la qualité prédictive des tests TUG et TUG+.

Se = Sensibilité, Sp = Spécificité, VPP = Valeur Prédictive Positive, VPN = Valeur Prédictive Négative, Yo = Indice de Youden, LR+ = rapport de vraisemblance positif, LR- = rapport de vraisemblance négatif, E = Efficacité diagnostique.

Paramètre	p	C		NC	
E _{Caap} (m/s ²)	0.01	0.133 ± 0.054	0.120 [0.090-0.173]	0.127 ± 0.184	0.090 [0.075-0.120]
D _{av}	0.04	1.76 ± 0.09	1.78 [1.73-1.82]	1.79 ± 0.09	1.81 [1.77-1.85]

Tableau n°2.

Comparaison entre chuteurs (C) et non-chuteurs (NC).

Les données sont indiquées en quartiles sous le format Me [Q1-Q3] ainsi que sous le format moyenne ± écart-type (Sd). E_{Caap} = écart-type de l'accélération antéro-postérieure, D_{av} = dimension fractale de l'accélération verticale.

3.2. Paramètres cinématiques

Deux paramètres montrent une différence significative et sont détaillés dans le tableau n°2 : E_{Caap} et D_{av}. Ces paramètres seront donc sélectionnés dans le test TUG+. Notons que les non-chuteurs présentent un E_{Caap} plus faible (amplitude des fluctuations de la marche mieux contrôlées) et une D_{av} plus grande (complexité plus grande, donc meilleure adaptabilité) que les chuteurs.

3.3. Le test TUG+

La combinaison du test TUG et des paramètres cinématiques est réalisée comme suit : si le résultat du test clinique est supérieur au seuil de 22.5s, et si E_{Caap} est supérieur à son seuil ou D_{av} inférieure au sien, alors le sujet est consi-

déré comme étant à risque potentiel de chute (fig. n°3). Les seuils d'Ecaap et Dav ont été déterminés de manière à maximiser l'efficacité diagnostique du test TUG+.

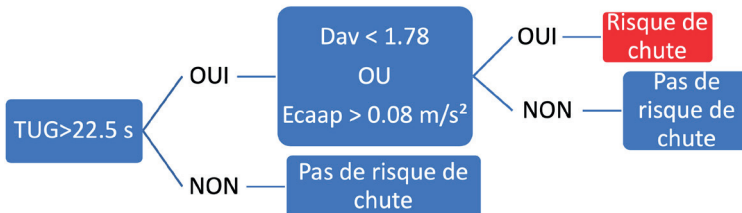


Figure n°3.
Représentation schématique du test TUG+.

Il apparait que le test TUG+ obtient une meilleure efficacité diagnostique ($E = 73,9\%$) et un meilleur apport diagnostique ($LR+ = 3,72$), voir la comparaison détaillée au tableau n°1.

4. Discussion

Nous confirmons que le test TUG est un test efficace pour prédire les chutes. En effet, il obtient une AUC de 0.648, ce qui signifie que celui-ci a une capacité de discrimination passable entre les chuteurs et les non-chuteurs. Ensuite, il a un $LR+$ de 2.02. L'apport diagnostique est donc modéré. Enfin il a un E de 0.657 (65.7% de l'échantillon a été prédit correctement). Nous n'obtenons pas une sensibilité et une spécificité aussi élevées que Shumway-Cook *et al.* (2000), à savoir Sp et Se de 87%. Cela peut être expliqué par le fait que l'échantillon de cette dernière étude ne soit composé que de 30 sujets. Les résultats que nous obtenons pour l'AUC rejoignent l'étude de Lin *et al.* (2004) effectuée sur 1200 sujets et obtenant une AUC de 0.61. De plus, il existe une différence de 3.9s entre les chuteurs et les non-chuteurs dans notre étude, ce qui concorde avec ce qu'observent Schoene *et al.* (2013) qui obtiennent une différence de 3,59s. Cette dernière étude montre que le test TUG est un test qui permettrait de mieux différencier les chuteurs des non-chuteurs lorsqu'il s'agit de personnes âgées en institution, mais pas lorsqu'elles sont autonomes avec une bonne fonction motrice. Cette conclusion est partagée par Viccaro, Perera, et Studenski (2011).

Certaines caractéristiques du test TUG sont perfectibles. Par exemple, le seuil définissant le risque de chute varie entre 13 et 32.6s secondes selon les

études (Schoene *et al.*, 2013). Wall, Bell, Campbell, et Davis (2000) ont tenté d'améliorer le test TUG en augmentant la distance de marche et en chronométrant chaque phase du déplacement (le lever de chaise, le temps de marche, le demi-tour...), dans le but d'obtenir plus d'informations lors du déroulement de ce test. D'autres, à la suite de Weiss *et al.* (2011), ont choisi d'instrumenter le test TUG afin d'augmenter son efficacité. Greene *et al.* (2014) ont spécifiquement couplé le test TUG à des capteurs inertiels et obtiennent une efficacité de diagnostic de 88 %. Dans une autre étude, Greene *et al.* (2016) ont combiné une évaluation clinique sous la forme d'un questionnaire avec des données cinématiques issues d'un capteur inertiel obtenues lors d'un test TUG. Ils obtiennent ainsi une meilleure efficacité (E combiné = 76 %, capteur inertiel seul E = 73 %, évaluation clinique seule E = 68 %). Ces résultats sont semblables aux nôtres, mais notre méthode se révèle plus simple à mettre en œuvre. D'après nos résultats, qui s'inscrivent donc dans cette mouvance, il apparaît que le test TUG combiné à la cinématique (dénommé TUG+) est la meilleure façon de pouvoir prédire le risque de chute chez la personne âgée. La Sp de 86 % signifie qu'il est efficace pour dire qu'un sujet classé non-chuteur ne chutera donc pas. La LR+ de 3.72 signifie que si quelqu'un est classé comme chuteur celui-ci aura 3.72 fois plus de chance d'être chuteur par rapport à un sujet classé comme étant non-chuteur. De plus, le point très satisfaisant de l'étude est que nous arrivons à augmenter l'efficacité diagnostique du test TUG de quasiment 9 % (tableau n°1) : avec le test TUG+, environ 74 % des sujets de l'échantillon sont correctement classés.

Finalement, la revue de la littérature de Sun et Sosnoff (2018) explique que les techniques couplant capteurs et tests cliniques sont très prometteuses, mais que les protocoles utilisés (placements des capteurs, tests employés...) sont encore d'une trop grande variabilité. Dès lors, il est possible de trouver des combinaisons de tests cliniques et de paramètres cinématiques ayant une efficacité allant de 47.9 % à 100 % dans le cadre d'un échantillon donné.

5. Conclusion

Le choix du test TUG semble pertinent au vu de son utilisation intensive en kinésithérapie. Ce test est à la fois simple et source d'informations non négligeable pour prédire le risque de chute lorsqu'il est équipé ou combiné à des données cinématiques. Le placement du capteur inertiel au niveau de la région lombaire est pertinent, car cela le rapproche du centre de masse corporel. Des études, comme celles de Howcroft, Lemaire, et Kofman (2016), montrent que

c'est à cet emplacement que l'on peut trouver les meilleures informations pour différencier les chuteurs des non-chuteurs. De plus, l'utilisation d'un test de marche des 6 minutes équipé d'un capteur inertiel permet de fournir suffisamment d'informations sur la marche du sujet, à l'inverse d'un test TUG équipé où la distance parcourue est beaucoup plus courte. Il ressort de notre analyse que le test TUG combiné à des paramètres cinématiques comme ECaap et Dav collectés au cours du test de marche des 6 minutes permet d'augmenter la qualité de prédiction des chutes.

Concernant la classification des sujets à risque, l'analyse statistique « traditionnelle » semble avoir ses limites. Howcroft *et al.* (2016) et Rajagopalan, Litvan, et Jung (2017) expliquent que l'utilisation de *deep learning* (apprentissage profond) permettrait d'obtenir de meilleures analyses et ainsi optimiser les différentes méthodes existantes. L'utilisation du *deep learning* a déjà été testée pour diagnostiquer la maladie de Parkinson (Gao *et al.*, 2018) ou la maladie d'Alzheimer (Mirzaei, Adeli, & Adeli, 2016). Son utilisation pour prédire le risque de chute pourrait être un outil supplémentaire et une aide précieuse pour le kinésithérapeute.

Enfin, il apparaît logique que le risque de chute ne puisse pas être prédit à 100 %. Ce risque est d'autant plus difficile à prédire chez les personnes vivant seules. Les capteurs inertiels pourraient être utilisés comme outil de surveillance et ainsi permettre des interventions rapides en cas d'incidents. Ajoutons à cela que la prévention, l'aménagement correct du domicile, l'éducation du patient par le thérapeute restent, à ce jour, le meilleur moyen pour éviter les chutes.

6. Bibliographie

- Ambrose, A. F., Paul, G., & Hausdorff, J. M. (2013). Risk Factors for Falls Among Older Adults: A Review of the Literature. *Maturitas*, 75(1), 51-61. <https://doi.org/10.1016/j.maturitas.2013.02.009>
- Estievenart, W. (2018). *DYSKIMOT* (Rapport de Projet d'ingénieur No 0.1). Mons, Belgium : CeREF Technique.
- Florence, C. S., Bergen, G., Atherly, A., Burns, E., Stevens, J., & Drake, C. (2018). Medical Costs of Fatal and Nonfatal Falls in Older Adults: Medical Costs of Falls. *Journal of the American Geriatrics Society*, 66(4), 693-698. <https://doi.org/10.1111/jgs.15304>
- Gao, C., Sun, H., Wang, T., Tang, M., Bohnen, N. I., Müller, M. L. T. M., [...], & Dinov, I. D. (2018). Model-based and Model-free Machine Learning Techniques for

- Diagnostic Prediction and Classification of Clinical Outcomes in Parkinson's Disease. *Scientific Reports*, 8. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-24783-4>
- Goldberger, A. L., Amaral, L. A. N., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. Ch., Peng, C.-K., & Stanley, H. E. (2002). Fractal Dynamics in Physiology: Alterations with Disease and Aging. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(Supplement 1), 2466-2472. <https://doi.org/10.1073/pnas.012579499>
- Greene, B. R., Doheny, E. P., Kenny, R. A., & Caulfield, B. (2014). Classification of Frailty and Falls History Using a Combination of Sensor-based Mobility Assessments. *Physiological Measurement*, 35(10), 2053-2066. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/35/10/2053>
- Greene, B., Redmond, S., & Caulfield, B. (2016). Fall Risk Assessment Through Automatic Combination of Clinical Fall Risk Factors and Body-Worn Sensor Data. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 21, 1-1. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2016.2539098>
- Hausdorff, J. M., Rios, D. A., & Edelberg, H. K. (2001). Gait Variability and Fall Risk in Community-living Older Adults: A 1-year Prospective Study. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 82(8), 1050-1056. <https://doi.org/10.1053/apmr.2001.24893>
- Howcroft, J., Lemaire, E. D., & Kofman, J. (2016). Wearable-Sensor-Based Classification Models of Faller Status in Older Adults. *PLOS ONE*, 11(4), e0153240. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0153240>
- Kantz, H., & Schreiber, T. (2004). *Nonlinear Time Series Analysis*. Cambridge University Press.
- Mirzaei, G., Adeli, A., & Adeli, H. (2016). Imaging and Machine Learning Techniques for Diagnosis of Alzheimer's Disease. *Reviews in the Neurosciences*, 27(8), 857-870. <https://doi.org/10.1515/revneuro-2016-0029>
- Moreland, J. D., Richardson, J. A., Goldsmith, C. H., & Clase, C. M. (2004). Muscle Weakness and Falls in Older Adults: A Systematic Review and Meta-analysis. *Journal of the American Geriatrics Society*, 52(7), 1121-1129. <https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.2004.52310.x>
- Organisation Mondiale de la santé. (2018). *Les chutes*. Consulté 30 avril 2019, à l'adresse <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/falls>
- Pierdomenico, L. D., Uwiteka, I., Senterre, C., Leclercq, P., Costa, É. M. D., Peper-sack, T., & Pirson, M. (2015). Évaluation économique des lésions associées aux chutes des personnes âgées vivant à domicile. *Gériatrie et psychologie neuropsychiatrie du vieillissement*, 13(1), 36-44. <https://doi.org/10.1684/pnv.2014.0509>
- Rajagopalan, R., Litvan, I., & Jung, T.-P. (2017). Fall Prediction and Prevention Systems: Recent Trends, Challenges, and Future Research Directions. *Sensors*, 17(11), 2509. <https://doi.org/10.3390/s17112509>
- Rossat, A., Fantino, B., Nitenberg, C., Annweiler, C., Poujol, L., Herrmann, F. R., & Beauchet, O. (2010). Risk Factors for Falling in Community-dwelling Older

- Adults: Which of them are Associated with the Recurrence of Falls? *The Journal of Nutrition, Health & Aging*, 14(9), 787-791.
- Schoene, D., Wu, S. M.-S., Mikolaizak, A. S., Menant, J. C., Smith, S. T., Delbaere, K., & Lord, S. R. (2013). Discriminative Ability and Predictive Validity of the Timed Up and Go Test in Identifying Older People who Fall: Systematic Review and Meta-analysis. *Journal of the American Geriatrics Society*, 61(2), 202-208. <https://doi.org/10.1111/jgs.12106>
- Shumway-Cook, A., Brauer, S., & Woollacott, M. (2000). Predicting the Probability for Falls in Community-Dwelling Older Adults Using the Timed Up & Go Test. *Physical Therapy*, 80(9), 896-903. <https://doi.org/10.1093/ptj/80.9.896>
- Sun, R., & Sosnoff, J. J. (2018). Novel Sensing Technology in Fall Risk Assessment in Older Adults: A Systematic Review. *BMC Geriatrics*, 18(1), 14. <https://doi.org/10.1186/s12877-018-0706-6>
- Vandresse, M. (2016). *Perspectives démographiques 2015-2060 : population, ménages et quotients de mortalité prospectifs*. Consulté à l'adresse Bureau fédéral du plan website: https://www.plan.be/admin/uploaded/201603111541200.FOR_POP1560_11178_F.pdf
- Viccaro, L. J., Perera, S., & Studenski, S. A. (2011). Is Timed Up and Go Better than Gait Speed in Predicting Health, Function, and Falls in Older Adults? *Journal of the American Geriatrics Society*, 59(5), 887-892. <https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.2011.03336.x>
- Wall, J. C., Bell, C., Campbell, S., & Davis, J. (2000). The Timed Get-Up-and-Go Test Revisited: Measurement of the Component Tasks. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 37(1), 109-113.
- Weiss, A., Herman, T., Plotnik, M., Brozgol, M., Giladi, N., & Hausdorff, J. M. (2011). An Instrumented Timed Up and Go: The Added Value of an Accelerometer for Identifying Fall Risk in Idiopathic Fallers. *Physiological Measurement*, 32(12), 2003-2018. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/32/12/009>