



HAL
open science

Détection des risques de perte d'autonomie liés à la présence d'une maladie neuro-évolutive à travers l'analyse des activités des séniors

Daphné Bard-Krupa, Julie Golliot, Laurent Maury

► To cite this version:

Daphné Bard-Krupa, Julie Golliot, Laurent Maury. Détection des risques de perte d'autonomie liés à la présence d'une maladie neuro-évolutive à travers l'analyse des activités des séniors. 12ième édition actes du Congrès Handicap 2022, Jun 2022, Paris, France. pp.135-139. hal-03712027

HAL Id: hal-03712027

<https://hal.science/hal-03712027>

Submitted on 8 Jul 2022

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.

Détection des risques de perte d'autonomie liés à la présence d'une maladie neuro-évolutive à travers l'analyse des activités des seniors

Daphné Bard-Krupa
Smart Macadam
Nantes, France

Julie Golliot
Smart Macadam
Laboratoire IMSIC
Nantes & Toulon, France
julie.golliot@smartmacadam.com

Laurent Maury
Smart Macadam
Nantes, France

Abstract — La présente étude avait pour objectif d'étudier une approche exploitant des données collectées à propos des activités de personnes âgées, dans l'espoir de détecter et de prédire l'évolution des risques associés à l'apparition et à l'évolution d'une maladie neuro-évolutive telle que la maladie d'Alzheimer. Le dispositif médical Mementop collecte des données liées aux activités quotidiennes d'un senior, à ses interactions sociales et à son utilisation d'une mémoire exosomatique. Nous avons tout d'abord identifié les données à analyser en utilisant un algorithme de *machine learning* supervisé, développé avec la librairie spaCy de Python. Le modèle probabiliste résultant de ce travail devrait permettre de calculer et de suivre l'évolution de six indicateurs cliniques de santé, donc les évolutions dans le temps caractériseront celle de l'autonomie objective d'un senior : nutrition, hygiène, qualité du sommeil, comportement social, estime de soi et autonomie générale. L'identification de facteurs de risques de perte d'autonomie devrait alors permettre d'envisager le développement d'un dispositif destiné à contrarier toute dégradation d'un des indicateurs cliniques de santé, par le biais de l'envoi de conseils personnalisés au malade concerné et à ses proches, ainsi que par la mise à disposition de données objectives destinées à informer, chaque fois que nécessaire, les professionnels de santé.

Keywords—Maladie neuro-évolutive ; Alzheimer ; Marqueurs Cliniques ; Analyse Prédictive ; Réseaux Bayésiens

I. INTRODUCTION & CONTEXTE

Selon l'OMS, d'ici 2030, plus d'un milliard de personnes dans le monde seront âgées de 65 ans et plus. Le *ministère des Solidarités et de la Santé* affirme que la France comptait en 2021 2,5 millions de personnes âgées en situation de perte d'autonomie, ce chiffre devant en toute vraisemblance passer à 3 millions de personnes d'ici 2030, date à laquelle les plus de 60 ans représenteront 21 millions d'individus, contre 18,5 millions aujourd'hui. 1,4 millions de français sont touchés par une maladie neuro-évolutive (MNE) telle que la maladie de Parkinson, la maladie d'Alzheimer et les maladies apparentées. Ces pathologies affectent la mémoire et les

fonctions cognitives des patients concernés. Aphasie, apraxie et agnosie sont également des troubles récurrents liés à l'apparition de ces maladies. Les conséquences pour les malades se traduisent par une réduction progressive de l'autonomie ainsi que par un accroissement drastique de la charge mentale qui pèse sur leurs aidants. Le diagnostic est souvent posé tardivement en raison du caractère insuffisamment spécifique et différenciant des symptômes précoces associés aux MNE. Cette détection tardive pénalise la mise en place d'un accompagnement efficace des patients et de leurs proches qui viserait à améliorer leur confort de vie. Les professionnels de santé hésitent parfois à poser un diagnostic de MNE dans l'espoir d'éviter une possible stigmatisation du malade. Les moyens de détection actuellement utilisés reposent principalement sur des tests papier normalisés. Le MMSE mesure par exemple des aspects liés aux capacités cognitives du patient : mémoire, orientation, niveau de langage, attention et fonctions visuospatiales. L'ACE-R est un test de dépistage cognitif plus complet que le MMSE qui évalue l'attention, la mémoire, la fluidité, le langage et les fonctions visuospatiales. Le MoCA teste la mémoire à court terme, les fonctions visuospatiales, les fonctions exécutives, la fluidité phonémique, l'attention et le langage. Le test de dessin d'horloge évalue les fonctions cognitives exécutives, spatiales et visuo-constructives. L'évaluation des activités de la vie quotidienne se fait avec le test ADL, qui évalue la dépendance du patient dans la réalisation de gestes de la vie courante. L'évaluation des activités instrumentales de la vie quotidienne - *Instrumental Activities of Daily Living* (IADL) - permet de caractériser le niveau de dépendance du patient. La grille AGGIR permet d'évaluer la perte d'indépendance d'une personne âgée à partir du constat des activités effectuées ou non.

Tous ces tests neuropsychologiques présentent des limites. Ils sont effectués ponctuellement, de manière parfois trop espacée [1] et nécessitent des ressources humaines conséquentes en raison de leur durée de passation. Un nombre limité de données est donc disponible pour mener des études à grande échelle.

Détecter et prévenir précocement les MNE est cependant un enjeu primordial [2] :

- Augmentation de la qualité de vie des patients, 40% des cas de démence pouvant être évités ou retardés en ciblant 12 facteurs de risque tout au long de la vie [3] ;
- Accès précoce aux services et au soutien adéquats pouvant aider les patients à exercer un certain niveau de contrôle de leur maladie, à vivre plus longtemps de manière autonome et à maintenir une bonne qualité de vie pour eux-mêmes, leur famille et leurs aidants.
- Accès aux traitements disponibles susceptibles d'améliorer la cognition ;
- Réduction de l'impact négatif sur les aidants : acceptation, transition vers un rôle d'aidant et anticipation des changements cognitifs, moteurs et comportementaux survenant dans le cadre d'une MNE ;
- Réduction de la charge économique pesant sur le système de santé et sur les familles.

La présente étude a pour objectif d'utiliser des informations relatives aux activités menée par un sénior et par ses aidants afin de détecter de manière précoce certains risques liés à l'apparition d'une MNE et de suivre son évolution au fil du temps, sans contraindre les personnes concernées. L'étude s'appuie sur l'utilisation d'un dispositif médical certifié baptisé Mementop. Il s'agit d'un construit socio-technique qui s'adresse à l'écosystème (baptisé *tribu*) constitué du patient, de ses aidants et des professionnels de santé qui l'accompagnent. Mementop propose un ensemble de services fonctionnels utiles à chaque tribu, au sein d'une expérience utilisateur unifiée et cohérente. Plus précisément, Mementop s'articule autour de trois éléments :

- Une application pour smartphone partagée par tous les membres d'une tribu, permettant de s'organiser (agenda d'activités), de communiquer (messagerie), de ne rien oublier (mémos interactifs), d'échanger des éléments émotionnels (album de souvenirs) et de stimuler ses fonctions cognitives (jeux) ;
- Un produit de presse imprimé multi-sensoriel et personnalisable pour chaque tribu ;
- Un service d'assistance aux utilisateurs.

La présente étude se limite à l'utilisation de l'application Mementop.

II. MÉTHODOLOGIE

A. Etat de l'art

Plusieurs études portant sur l'analyse des activités de personnes atteintes de MNE ont été menées afin de détecter des risques de perte d'autonomie. L'utilisation de l'ordinateur par de telles personnes diminue concomitamment au développement de la maladie : baisse du nombre de jours d'utilisation, diminution progressive du temps moyen d'utilisation quotidienne et augmentation de la variabilité quotidienne (Mild Cognitive Impairment - MCI) [4]. Le MCI, ou *Déficience Cognitive Légère* est un stade précoce de perte de

mémoire ou d'autres capacités cognitives chez des personnes qui conservent la capacité d'effectuer de manière autonome la plupart des activités de la vie quotidienne.

La prise de médicament (processus, fréquence, oublis éventuels) permet également de discerner MCI et sujets témoins. Les personnes avec une fonction cognitive supérieure étant plus régulières dans leur prise de médicaments et continuant à l'être au fil du temps, c'est la fréquence quotidienne de la mesure qui permet d'observer un éventuel déclin [5].

Les performances lors de jeux de cartes classiques comme le jeu de solitaire Klondike ont permis de détecter des MCI grâce aux modèles de classification *Gradient Boosting*, *Nu-Support Vector* et *Extra Trees classifier*. Ces modèles permettent de capter les biomarqueurs numériques résultant de la performance cognitive et étant sensibles à l'altération de la cognition liée à l'apparition d'une MCI [6].

Des calculs d'inférences à propos de l'utilisation d'un assistant vocal ont montré que les résultats les plus pertinents en matière de détection d'une MCI proviennent de la performance globale, des commandes liées à l'écoute de la musique, des demandes d'émission d'appels téléphoniques et des caractéristiques de reconnaissance automatique de la parole (RAV) [7].

D'autres études ont été menées en prenant en considération l'analyse de plusieurs années d'enregistrements audio concernant 130 patients en bonne santé cognitive au démarrage de l'étude et ayant par la suite développé une démence. Ces études ont démontré que des changements dans les choix de vocabulaire, la hauteur de la voix et la vitesse d'élocution – constatés en amont de tout diagnostic – pouvaient prédire l'apparition d'une démence chez certains patients, avec une précision comparable à celle résultant de l'examen des seules caractéristiques démographiques [8].

La vitesse de marche d'une personne et sa variabilité quotidienne pourraient également constituer des marqueurs précoces du développement d'une MCI. Ces mesures en temps réel des fonctions exécutives offriraient alors de nouveaux moyens de détection des phases de transition menant à la démence [9]. Certaines études ont également démontré que les changements dans la démarche d'une personne prédisant l'apparition d'une MCI pourraient débiter des décennies avant qu'un déclin cognitif significatif soit observé [10].

B. Identification d'indicateurs cliniques de santé (ICS)

Une analyse de la littérature ainsi que la consultation du comité scientifique lié au développement du construit socio-technique Mementop (gériatres et neurologues) et d'un second comité d'experts en neurologie a permis d'identifier six ICS dont le calcul permettrait d'identifier des risques de perte d'autonomie : nutrition ; hygiène ; qualité du sommeil ; comportement social ; estime de soi ; autonomie générale. Ces ICS sont liés à des mesures effectuées traditionnellement par le biais de la grille AGGIR, des échelles de Goldberg, de Rosenberg (estime de soi), IADL et IADL-E ainsi que des questionnaire MNA (Mini Nutritional Assessment) et NPI

(Neuro Psychiatric Inventory). Pour chaque ICS, les différents items à mesurer ont été identifiés. Des seuils ont enfin été déterminés pour caractériser un premier niveau de risque relatif à chacun de ces items.

Nous avons par la suite étudié le modèle de données exposé par Mementop dans sa version disponible en décembre 2021 afin d'établir un premier modèle empirique pour le calcul de chaque ICS. Nous avons alors identifié des opportunités de collecte de données complémentaires susceptibles de contribuer à la pertinence de nos calculs. Plusieurs méthodes de collecte de ces données ont été alors mises en œuvre au sein du construit socio-technique.

À l'issue de l'étude, nous avons dressé une taxonomie des données collectées :

- Données fonctionnelles : données directement renseignées par les utilisateurs de l'application Mementop (agenda d'activités, mémos, albums de souvenirs, messagerie) ;
- Données analytiques : données collectées par l'application Mementop résultant des actions de ses utilisateurs et relatives à leur mode d'exécution et non au résultat obtenu ;
- Données de contrôle : données collectées à l'instigation de l'application Mementop auprès de ses utilisateurs (sondage, modboard...). Ces données permettent d'améliorer le niveau de confiance lié à chaque ICS ;
- Objectives : scores obtenus lors de tests cognitifs normalisés.

Un tableau a par la suite été élaboré afin de regrouper les besoins liés à l'application en termes de collecte de données.

C. Classification liminaire de données non structurées

La nature peu structurée des données collectées par l'application Mementop impose la conduite d'un travail de classification textuelle. Exemples de données non structurées à considérer : titre d'un événement ; message échangé au sein d'une tribu ; description textuelle d'un mémo. En considérant un ensemble de classes prédéfinies, nous avons cherché à prédire à quelle(s) classe(s) un texte donné est susceptible d'appartenir (modèle surjectif). L'algorithme d'apprentissage supervisé utilisé s'appuie sur un classificateur multi labels pouvant prédire les étiquettes de classe d'un texte, entraîné à l'aide d'exemples de paires (texte - classe). L'entraînement de ce classificateur multi labels nécessite de disposer de données correctement étiquetées. Deux outils ont été étudiés pour la construction de ce modèle : la librairie spaCy de Python et la solution Cloud Natural Language AutoML de Google. Les résultats obtenus ont été comparés afin de déterminer la solution offrant le plus haut niveau de pertinence au regard des objectifs du classificateur multi labels. Le composant TextCategorizer a été adjoint au *pipeline* de base de spaCy.

D. Construction d'un modèle probabiliste pour chaque ICS

La présence à nos côtés d'un comité de professionnels de santé et d'experts pluridisciplinaires (gériatres et neurologues) facilita le travail liminaire consistant à déterminer un ensemble

de règles interdépendantes ainsi que la distribution des probabilités conditionnelles associées pour le calcul de chaque ICS. L'utilisation du construit socio-technique Mementop imposa de considérer des risques d'incomplétude des informations collectées, rendant les représentations des connaissances plus incertaines. La récente mise sur le marché du dispositif médical Mementop limite la quantité de données mises à notre disposition.

Ces différents constats nous ont conduits à étudier l'intérêt des graphes probabilistes (réseaux Bayésiens) pour le calcul des ICS. Il s'agit de modèles de représentation des connaissances et d'aide à la décision qualifiés de "systèmes experts probabilistes". Pour réaliser nos premiers tests de modélisation, nous avons utilisé la librairie *pgmpy*.

III. RÉSULTATS

Nous avons dressé un tableau recensant les différentes techniques pouvant être mises en place afin de procéder au calcul de 6 ICS à partir d'une analyse comparative entre le modèle des données exposées par l'application Mementop et les données nécessaires à ces calculs.

A. Résultats de la tâche de classification

spaCy, solution de *topic classification* multi labels supervisée, a été choisie pour construire l'algorithme de classification. Nous avons débuté par la classification des titres des événements contenus dans l'agenda partagé proposé par l'application Mementop. À chaque titre, une ou plusieurs étiquettes choisie(s) dans la liste suivante ont été attribuées : autonomie, isolement, hygiène, médical, nutrition, autres. Ces étiquettes sont issues de la définition clinique de chaque ICS à partir d'échanges avec les experts interrogés. Des modifications ont été effectuées pour les ICS présentant des difficultés d'estimation à partir des titres d'événements. À titre d'exemple, l'ICS « qualité du sommeil » ou l'ICS « estime de soi » présentent des caractéristiques subjectives, difficilement associables à des étiquettes liées à des titres d'événements.

Une fois les modèles spaCy et AutoML entraînés, nous avons effectué plusieurs comparaisons des résultats obtenus afin de déterminer le modèle de classification multi labels le plus pertinent pour notre étude. Les résultats des prédictions des deux modèles ont été comparés avec les résultats attendus. 65% des titres d'événements ont été correctement étiquetés par spaCy contre 13% par la solution de Google.

B. Modélisation probabiliste avec *pgmpy*

Les variables de notre modèle générique proviennent de 4 domaines :

- Le domaine des grandeurs mesurables, appelées "Sondes". Elles permettent d'appréhender et de définir les Facteurs ;
- Le domaine des "Facteurs" cliniques qui peuvent s'influencer entre eux. Ils ne sont pas directement mesurables et dépendent des Sondes ;

- Le domaine des "Contextes", qui permettent de caractériser une situation et influencent uniquement les Conseils donnés aux utilisateurs ;
- Le domaine des "Conseils" qui peuvent être proposés au patient ou à ses aidants. Ils dépendent des valeurs de certains "Facteurs", mais aussi de variables de "Contexte" ne définissant pas le patient lui-même.

La Figure 1 propose un exemple de modélisation probabiliste du risque de dénutrition. Les Sondes sont représentées en orange et contiennent par exemple les marqueurs d'IMC, de difficultés digestives, de mastication, de déglutition et de perte de goût, la création d'événements en lien avec la nutrition, etc. Les Facteurs, comme les changements d'habitudes alimentaires, la perte de poids, des problèmes physiques ou neuropsychologiques, les achats alimentaires, etc. sont représentés en vert. En rouge, on retrouve deux Conseils binaires à juger "pertinent" ou "non pertinent", comme "Pensez à aller faire les courses avec le patient X" et "Proposez au patient X de déjeuner en sa compagnie demain midi". Le point noir correspond à un Contexte : le lieu de résidence du patient.

IV. DISCUSSION

Cette étude préalable nous permet de recommander l'utilisation de la solution de classification spaCy. Les résultats obtenus sont encourageants et devront être confirmés et affinés avec des données plus exhaustives et plus nombreuses, comme l'a révélé l'analyse des résultats de prédiction. Un travail analogue et plus conséquent devra être mené en intégrant les titres des mémos, les titres des souvenirs et les messages échangés au sein d'une tribu à propos d'un événement ou d'un souvenir.

Certains ICS sont difficilement calculables à travers l'analyse des activités d'un utilisateur de Mementop. La subjectivité de certains indicateurs – à l'instar de l'estime de soi - n'autorise pas sa modélisation par un ensemble de variables, ni l'application d'un principe de seuil caractéristique des modèles probabilistes.

L'utilisation des modèles probabilistes devrait nous permettre de déterminer, à termes, des trajectoires types pour les écosystèmes (triade) aidé – aidants – professionnels de santé, ainsi que des profils type d'évolution des MNE. Une fois un seuil critique de données atteint, il sera possible d'utiliser des techniques d'analyse en séries temporelles (TSA) pour étudier les évolutions de chaque ICS et en déduire des distances, au sens holomorphique du terme, entre les triades. Des indicateurs de proximité probabiliste entre triades permettront l'élaboration d'un modèle prédictif caractérisant l'évolution de chaque ICS d'une triade.

Il nous faut également améliorer la prise en compte des connaissances des experts en gériatrie et en neurologie pour formuler un modèle probabiliste plus pertinent et cohérent avec des niveaux de règles, de dépendances et de valeurs de distribution des probabilités conditionnelles. Les conditions sanitaires depuis 2020 ont pleinement mobilisé les professionnels de santé et cette étape s'en est trouvée considérablement ralentie.

Enfin, nous devons travailler avec un volume critique et suffisamment exhaustif de données à propos des activités des utilisateurs. En outre, les personnes fragilisées par l'âge, la maladie ou le handicap étant particulièrement sensibles aux risques émergeant d'informations erronées saisies via un dispositif numérique, il conviendra d'intégrer à l'application Mementop un système d'intelligence curative. À titre d'exemple, une localisation erronée associée à un événement peut mettre un patient attentif d'une MNE en grande difficulté. Tout doit être mis en œuvre afin d'améliorer la pertinence des données collectées par l'application Mementop dans le but de réduire les « risques logiciels » auxquels les utilisateurs sont exposés.

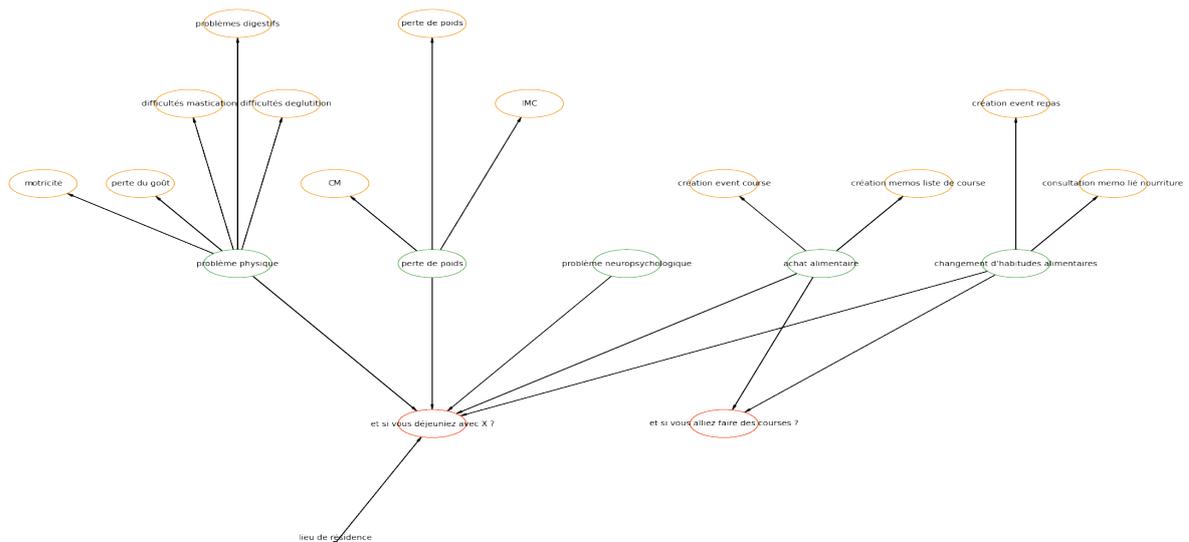


Figure 1 : Modélisation d'un réseau Bayésien - l'exemple de la dénutrition.

CONCLUSION

Les données collectées par le dispositif médical Mementop et résultant des activités de patients permettent, après classification et modélisation probabiliste, de suivre l'évolution des indicateurs cliniques de santé, afin d'estimer et de qualifier les risques de perte d'autonomie. Ce procédé devrait permettre l'envoi de conseils personnalisés aux malades et à leurs proches ainsi que la mise à disposition de données objectives à l'attention des professionnels de santé.

REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient les membres du comité scientifique pour leur expertise et l'ENSC pour sa contribution.

REFERENCES

- [1] A. Piau, K. Wild, N. Mattek, and J. Kaye, "Current State of Digital Biomarker Technologies for Real-Life, Home-Based Monitoring of Cognitive Function for Mild Cognitive Impairment to Mild Alzheimer Disease and Implications for Clinical Care: Systematic Review," *J. Med. Internet Res.*, vol. 21, no. 8, Aug. 2019, doi: 10.2196/12785.
- [2] J. Rasmussen and H. Langerman, "Alzheimer's Disease – Why We Need Early Diagnosis," *Degener. Neurol. Neuromuscul. Dis.*, vol. 9, p. 123, Dec. 2019, doi: 10.2147/DNND.S228939.
- [3] G. Livingston *et al.*, "Dementia prevention, intervention, and care: 2020 report of the Lancet Commission," *Lancet*, vol. 396, no. 10248, pp. 413–446, Aug. 2020, doi: 10.1016/S0140-6736(20)30367-6/ATTACHMENT/CEE43A30-904B-4A45-A4E5-AFE48804398D/MMC1.PDF.
- [4] J. Kaye *et al.*, "Unobtrusive measurement of daily computer use to detect mild cognitive impairment," *Alzheimer's Dement.*, vol. 10, no. 1, pp. 10–17, Jan. 2014, doi: 10.1016/J.JALZ.2013.01.011.
- [5] J. Austin, K. Klein, N. Mattek, and J. Kaye, "Variability in medication taking is associated with cognitive performance in nondemented older adults," *Alzheimer's Dement. Diagnosis, Assess. Dis. Monit.*, vol. 6, p. 210, 2017, doi: 10.1016/J.DADM.2017.02.003.
- [6] K. Gielis Marie-Elena Vanden Abeele Katrien Verbert Jos Tourmoy and M. De Vos Vero Vanden Abeele, "Detecting Mild Cognitive Impairment via Digital Biomarkers of Cognitive Performance Found in Klondike Solitaire: A Machine-Learning Study," *Res. Reports-Research Artic. Digit Biomark*, vol. 5, pp. 44–52, 2021, doi: 10.1159/000514105.
- [7] X. Liang *et al.*, "Evaluating voice-assistant commands for dementia detection," *Comput. Speech Lang.*, vol. 72, p. 101297, Mar. 2022, doi: 10.1016/J.CSL.2021.101297.
- [8] T. Alhanai, R. Au, and J. Glass, "Spoken Language Biomarkers for Detecting Cognitive Impairment," *2017 IEEE Autom. Speech Recognit. Underst. Work. ASRU 2017 - Proc.*, vol. 2018-January, pp. 409–416, Oct. 2017, doi: 10.1109/ASRU.2017.8268965.
- [9] H. H. Dodge, N. C. Mattek, D. Austin, T. L. Hayes, and J. A. Kaye, "In-home walking speeds and variability trajectories associated with mild cognitive impairment," *Neurology*, vol. 78, no. 24, p. 1946, Jun. 2012, doi: 10.1212/WNL.0B013E318259E1DE.
- [10] T. Buracchio, H. H. Dodge, D. Howieson, D. Wasserman, and J. Kaye, "The trajectory of gait speed preceding MCI," *Arch. Neurol.*, vol. 67, no. 8, p. 980, Aug. 2010, doi: 10.1001/ARCHNEUROL.2010.159.