

Modélisation du comportement habituel de la personne en smarthome

Arnaud Paris, Selma Arbaoui, Nathalie Cislo, Adnen El-Amraoui, Nacim Ramdani
Université d'Orléans, INSA-CVL, Laboratoire PRISME EA 4229, France
arnaud.paris1@univ-orleans.fr

Abstract – Le pourcentage de personnes âgées dépendantes dans la population augmente. Cette augmentation implique qu'il est nécessaire d'améliorer la prise en charge des résidents en maison de retraite, notamment grâce à des outils permettant de prévenir les aidants des changements de comportements des résidents. Cela passe par la modélisation des comportements en smarthome dans le cadre de la supervision qui est un important sujet de recherche. Si la problématique de la détection d'une activité anormale à un instant donné est régulièrement traitée dans la littérature, celle de l'analyse des variations des activités de la vie de tous les jours de la personne au cours du temps reste peu traitée. Dans ce cadre, nous proposons une méthode permettant d'apprendre, avec le moins d'a priori possible, le modèle de comportement habituel de la personne. Cette méthode a été testée sur des données acquises en Living Lab. Ce modèle devra permettre dans la détection de l'évolution du comportement habituel de la personne.

Keywords : Intelligence artificielle, Incertain, Smart homes, Activités de la vie quotidienne, Comportement humain, Modèle markovien.

I. INTRODUCTION

Une nette augmentation de la population des plus de 80 ans, accompagnée d'une multiplication par 2 du nombre de personnes âgées dépendantes entre 2010 et 2060 en France, est prévue par des projections réalisées sur les perspectives démographiques et financières de la dépendance [1]. De ce fait, la prise en charge des personnes âgées dépendantes a été déclarée un enjeu majeur. Pour cela, il est notamment nécessaire, dans les EHPAD (établissement Hospitalier pour Personnes âgées Dépendantes), d'apporter de nouveaux outils afin d'aider à la prise des résidents dont la population doit augmenter. Ces outils doivent permettre d'améliorer la sécurité des résidents et les conditions de travail des aidants.

Dans ce cadre, nous envisageons de développer un système de supervision permettant de détecter, via un ensemble de capteurs, des évolutions du comportement d'une personne âgée, afin de prévenir les aidants de ces changements.

Une évolution du comportement correspond à un changement dans les habitudes de la personne au cours d'une période plus ou moins longue. Ces changements peuvent être de différentes natures. Il peut s'agir de l'apparition de nouveaux comportements (la personne commence à déambuler durant la nuit), ou au contraire la disparition d'anciens comportements (la personne ne sort plus à un moment donné). Il peut

également s'agir d'un changement dans un ancien comportement (heure de lever plus tardive). Si un changement de comportement exceptionnel n'est pas forcément significatif, ce même changement répété au cours du temps peut indiquer une évolution de l'état global de la personne et de ses capacités. Les soignants doivent donc être informés de cette évolution, afin qu'ils puissent déterminer s'il s'agit d'une évolution normale pour la personne ou si cette évolution indique une pathologie, notamment dans le cas d'un changement du rythme du sommeil, comme étudié par Zhou [2].

Nous supposons que chaque personne a un comportement propre, correspondant à l'ensemble de ses habitudes de vie. Pour détecter une évolution du comportement de la personne, il est donc nécessaire d'utiliser un modèle du comportement habituel de la personne. Le modèle du comportement habituel de chaque résident étant unique, l'objectif de notre étude est de le définir. Le reste de notre article est organisé de la façon suivante. Dans la section 2, nous présenterons un état de l'art des travaux réalisés sur les systèmes de supervision par rapport aux comportements des personnes. Dans la section 3, nous exposerons les caractéristiques retenues pour modéliser un comportement habituel. Le modèle retenu est exposé dans la section 4. Une expérimentation de l'apprentissage du modèle de déplacement habituel est donnée en section 5. Et en conclusion, des pistes de recherches pour de futurs travaux sont proposées.

II. ETAT DE L'ART DE LA SUPERVISION EN SMARTHOME

Dans la littérature, de nombreux systèmes sont basés sur la détection explicite des activités (Chaaroui [3], Vacher [4]) de la vie quotidienne (ADL, Activities of Daily Living, Katz [5]). Les ADL sont un ensemble d'activités qu'une personne peut faire chaque jour. Leur première utilisation est de définir le niveau de dépendance d'une personne. La détection des ADL permet de définir un certain nombre d'activités de la personne. Parmi ces études, on peut noter la méthode de Brdiczka [6], permettant de détecter des activités personnelles ou de groupes, chacune étant apprise grâce à un modèle spécifique, à partir de données issues de caméras et de micros. La méthode de Chung [7] permet de reconnaître différentes activités de haut niveau grâce à la localisation spatiale de la personne et à 5 activités physiques détectées grâce à des caméras. La méthode de Krishnan [8] consiste à classifier des activités des personnes, avec la contrainte d'avoir des résultats en temps réel. Le système de Le [9] a pour objectif de définir le niveau de dépendance de personnes vivant seules. Pour cela, ils

définissent les ADL à partir de la détection des états mobiles ou immobiles de la personne grâce à une méthode statistique. Un avantage de cette méthode est qu'elle utilise peu de données a priori. Le système de Medjahed [10] est un système hybride où chaque capteur est analysé séparément avant d'être synchronisé afin de détecter l'activité parmi un ensemble de 20 activités.

Un inconvénient des systèmes basés sur la détection des ADL est qu'ils ne peuvent pas prendre en compte l'ensemble des activités d'un résident, notamment dans le cas de personnes avec des difficultés cognitives. Une solution fréquemment utilisée est d'ajouter une activité "autre", qui peut correspondre à une grande partie du comportement de la personne. De plus, les ADL sont un ensemble d'activités considérées comme normales pour un individu en pleine possession de ses capacités physiques et cognitives. Ceci n'est pas le cas de notre étude compte tenu du niveau de dépendance des personnes résidant en EHPAD. Par exemple, il peut être habituel pour un résident de déambuler, alors que la déambulation ne fait pas partie des ADL. Pour détecter des évolutions du comportement, par exemple une réduction du temps de déambulation pour quelqu'un ayant l'habitude de déambuler, le système de supervision doit détecter les ADL, mais également l'ensemble des autres activités du résident. Pour cela, d'autres systèmes, comme celui de Noury [11], considèrent les activités de la personne par les transitions entre différentes zones au sein d'une maison. Le système de Botia [12] permet de détecter des situations d'alertes grâce aux périodes d'activités ou d'inactivités anormales, en fonction des règles d'un système expert, commun pour l'ensemble des personnes. La méthode de Chen [13] permet de détecter des situations anormales grâce à un ensemble de situations caractéristiques des routines quotidiennes, une alerte étant émise quand une routine pourrait ne pas avoir été effectuée. Le système de Chua [14] étudie l'abstraction du comportement à partir des données capteurs. Le système détecte des répétitions de données capteurs qui se répètent afin de caractériser le comportement, sans donner de signification à ces répétitions. Le système [15] étudie les variations de niveau d'activités grâce à des méthodes statistiques. Pour cela, le niveau d'activité est défini en considérant, sur une période donnée, pour chaque pièce, si la personne est mobile, immobile ou absente.

L'objectif de notre étude est de détecter des évolutions du comportement. Si de nombreuses études se concentrent sur la détection d'activités anormales, peu s'intéressent à la détection de l'évolution du comportement habituel du résident. Parmi ces études, on peut noter l'étude de Cook [17]. Les objectifs du système sont d'identifier les tendances de style de vie, de détecter des anomalies dans les données courantes et de mettre en place un système d'appel d'assistance. Pour cela, ils utilisent une méthode hybride combinant des méthodes de data mining et des méthodes probabilistes et est basé sur la détection de pattern. Une autre étude, développée par Huang [17], et dont l'objectif est de détecter des comportements anormaux, est basée sur un ensemble de caméras et sur des méthodes de

vision par ordinateur. Plusieurs activités sont définies et le temps passé à les effectuer est calculé. Les évolutions de ces durées sont utilisées pour déterminer un comportement anormal.

Une grande partie des systèmes étudiés sont basés sur des méthodes supervisées, nécessitant de labelliser la base de données. La méthode est donc difficilement reproductible pour chaque personne. Cela implique que le modèle de comportement ne peut pas être complètement personnalisé. Si la détection des ADL et des comportements anormaux est un sujet important, la détection de l'évolution du comportement humain au cours du temps, grâce à des méthodes non-supervisées, a rarement été traitée. Parmi les études sur l'évolution de l'état de la personne, des études comme celle de Hayes [18] s'intéressent à étudier la vitesse moyenne de déplacement au domicile, qui est un indicateur de l'état de santé général. Si cela permet de déterminer la perte d'autonomie, principalement physique, chez des personnes âgées vivant seules, ces méthodes sont difficilement reproductibles dans le cas de l'EHPAD, où il peut être difficile de déterminer avec certitude la vitesse moyenne de déplacement de la personne.

L'état de l'art des systèmes de supervision étudiant le comportement humain a permis de définir, compte tenu de nos problématiques, les caractéristiques nécessaires du système de supervision que nous envisageons de développer.

III. CARACTÉRISTIQUES DU MODÈLES DE COMPORTEMENT HABITUEL

Pour détecter des changements dans le comportement de la personne, il est nécessaire que le modèle de comportement habituel de la personne ait un certain nombre de caractéristiques.

La première caractéristique est l'incertitude. Le modèle devant représenter le comportement humain, il en est par définition fortement impacté. Or, le comportement humain ne peut pas être assimilé à un système déterministe, surtout dans le cas de personne présentant des troubles cognitifs. De ce fait, le système doit gérer une grande part d'incertitude. L'utilisation de modèle stochastique peut permettre de caractériser l'incertitude du comportement habituel.

Une seconde caractéristique est la durée. En effet, la durée d'une activité peut indiquer un comportement anormal si la durée est particulièrement longue ou courte, comparée à la durée habituelle. L'évolution de la durée moyenne d'une activité au cours du temps peut être révélatrice de changements dans l'état général de la personne âgée. Par exemple, dans le cas de variations des durées du cycle du sommeil, comme étudié par Zhou [2].

Les modèles de comportements sont complexes, partiellement inconnus, propres à chaque personne et évoluent au cours du temps. Il n'est donc pas possible de les construire tous manuellement. Ainsi, nous envisageons d'appliquer des méthodes d'apprentissage, issues du domaine de l'intelligence artificielle (Russel [19]), pour les identifier. De plus, chaque

résident a un comportement différent, peut effectuer des activités atypiques et peut effectuer des activités d'une façon qui ne corresponde pas à celle apprise, par exemple si la personne a un comportement d'utilisation comme étudié par Lhermitte [20]. La méthode doit, de ce fait, être basée sur une méthode d'apprentissage non supervisée.

Les caractéristiques du système ayant été définies, un modèle de comportement habituel, le MoG-HSMM (Mixture of Gaussian-Hidden Semi-Markov Model), répondant à ses conditions est étudié et proposé dans la section suivante.

IV. MODÈLE DE COMPORTEMENT HABITUEL

La modélisation du comportement habituel nécessitant de prendre en compte les durées de stationnement dans un état, mais également de gérer des vecteurs d'observations, nous combinons deux modèles, les HSMM et les MoG-HSMM afin d'obtenir le modèle MoG-GsHSMM ayant l'expressivité des deux modèles. Les MoG-GsHSMM sont définis par le tuple (π, A, D, σ, μ) , avec π les probabilités d'état initial, A l'ensemble des fonctions de probabilité a_{nm} telles que a_{ij} est la probabilité de la transition de l'état s_i à l'état s_j , D l'ensemble des fonctions de probabilités de durées de stationnement dans un état avant que celui-ci ne transite vers un autre état et σ et μ les paramètres des gaussiens permettant de définir B l'ensemble de fonctions $b_n(k)$ telles que $b_i(k)$ est la probabilité que l'état s_j provoque l'observation k .

Ce modèle est basé sur un processus markovien, très utilisé dans le cadre de l'Intelligence Artificielle. Les processus de Markov sont des processus stochastiques où la suite ne dépend que de l'instant présent et pas de l'historique. Cette propriété est définie par la probabilité markovienne $P(s_{t+1} | s_t, s_{t-1}, \dots) = P(s_{t+1} | s_t)$ avec s_t l'état du processus à l'instant t .

Nous utilisons l'implémentation des HSMM de Yu [22] modifiée, afin de rajouter les observations de types multi-gaussiens et les durées gaussiennes.

L'apprentissage des paramètres du modèle de comportement habituel peut se faire en utilisant l'algorithme Baum-Welch [21]. Celui-ci est une méthode itérative permettant de trouver un modèle maximisant la probabilité d'une séquence d'observation.

V. APPLICATION AUX DONNÉES RÉELLES

Le GIS Madonah est un Living Lab situé à Bourges. Dans le cas de l'étude, nous utilisons 5 capteurs PIR, dont les données sont dans un premier temps traitées grâce à la méthode développée par Amri [26]. Celle-ci permet de définir, à chaque instant, une zone dans laquelle se situe la personne.

L'ensemble des zones générées est utilisé afin de créer un pavage des zones du GIS où la personne peut se situer. Les zones ainsi générées font minimum $1m^2$ et les zones dont les observations sont communes sont mises en commun. Cela permet de diviser le GIS en 10 zones où la personne peut être détectée.

Le scénario appris, a été enregistré 8 fois, et présenté dans la figure 1. Compte tenu des informations capteurs disponibles,

nous nous intéressons pour le moment à l'apprentissage du modèle de déplacement habituel de la personne.

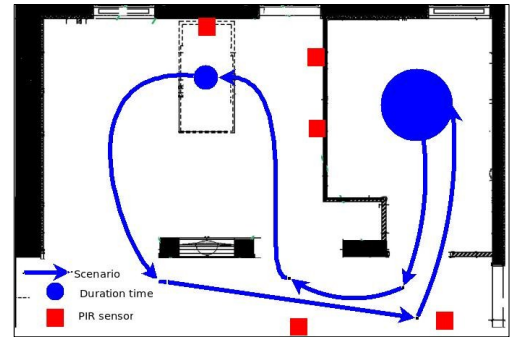


Figure 1. GIS Madonah

L'apprentissage du modèle de déplacement habituel, dans le cas du scénario, est testé. Pour cela, les paramètres sélectionnés sont: 3 états cachés pour le modèle et une durée de stationnement maximale dans un état donné de 80 secondes.

L'apprentissage permet de définir l'ensemble des paramètres du modèle. Le résultat de l'apprentissage peut être validé de manière empirique, le scénario étant connu. Pour cela, l'analyse des résultats se fait en plusieurs parties: les observations émises par chaque état, les transitions entre les états, et les durées de stationnement dans chaque état.

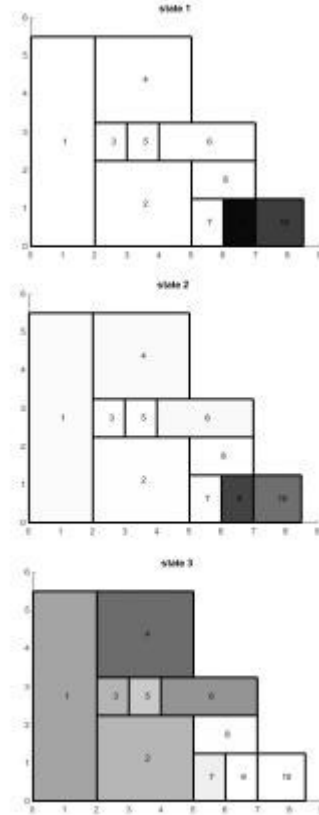


Figure 2. Probabilité de présence par état

Les observations émises par les états du modèle sont représentées par les mixtures de Gaussiennes. Chacune des gaussiennes correspond à une des 10 zones du GIS Madonah et définit les probabilités que le système émette une observation de la zone correspondante, compte tenu de l'état. Le modèle permet donc, de façon probabiliste, de définir si une zone est activée ou non. Nous considérons donc pour chaque état la probabilité de la présence de la personne. Les observations permettent d'identifier les différents états du modèle appris. Les paramètres d'observations peuvent permettre de donner un sens aux états, dans notre cas la position de la personne, afin de reconstruire, sans a priori, une forme d'ADL, correspondant aux positions de la personne.

Les transitions entre les états du modèle est définis par la matrice A, présenté dans le tableau 1. Les données utilisées correspondant à la position de la personne, la matrice de transition va correspondre au changement de zone.

TABLE I. MATRICE DE TRANSITION

0	1.0	0.0
0.6	0	0.4
0.4	0.4	0

La moyenne de la probabilité de durée de stationnement dans un état, dont les paramètres sont présents dans la table 2, va correspondre au temps moyen que la personne reste dans la zone donnée. De même, l'écart-type va permettre de définir si le temps passé dans une zone est plus ou moins élargi. Cela va permettre par exemple de différencier le comportement d'une personne dormant 6 heures de celle dormant 8 heures, mais également si la personne dort toujours 7 heures précisément ou entre 6 et 8 heures. Les probabilités de stationnement dans un état permettent de différencier les différentes situations.

TABLE II. PARAMÈTRES DES PROBABILITÉS DE DURÉE DE STATIONNEMENT DANS LES ÉTATS

Etat	σ	μ
1	10.1	62.60
2	27.0	19.5
3	34.0	39.8

Si le modèle de déplacement est correctement appris, dans le cadre du scénario, différents éléments doivent être modifiés, avant de pouvoir passer à la détection du comportement habituel.

Un premier point est le passage du modèle de déplacement au modèle de comportement global. Si les déplacements sont une partie très importante du comportement de la personne, l'ensemble des activités de la personne ne peuvent pas être déductibles uniquement par sa position. Pour gérer de façon plus précise les activités, il sera possible de prendre en compte davantage de capteurs, avec des modalités différentes, par exemple des données environnementales.

La méthode nécessite le choix de deux paramètres: le nombre d'états cachés et la durée de stationnement maximale dans un état. Ces paramètres influent sur la vraisemblance du modèle appris. Augmenter la vraisemblance du modèle permet que celui-ci modélise mieux les données. Les variations du modèle dues à l'apprentissage sont donc réduites. Une variation du modèle est donc davantage due à l'évolution des données apprises, ce qui devrait permettre de détecter plus efficacement des évolutions du comportement. Il serait donc intéressant de choisir de façon optimale les différents paramètres, par exemple grâce à des critères de vraisemblance.

Si l'apprentissage du modèle a été testé sur un scénario simple et maîtrisé et donne des résultats corrects, une étape sera de le tester dans le cas de données acquises en situation réelle, en EHPAD.

VI. CONCLUSION

Le travail présenté est une première étape dans l'objectif de développer une méthode permettant de détecter, avec le moins d'a priori possible et en minimisant le nombre de paramètres, les évolutions de comportements de résidents en EHPAD. Dans ce but, nous avons développés un modèle du comportement habituel de la personne dans sa chambre. Ce modèle est appris dans le cas d'un scénario simple en Living Lab afin de valider le modèle. Il devra ensuite être possible, en utilisant ce modèle au cours du temps, de détecter des évolutions du comportement, notamment grâce aux distances entre les modèles.

REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient la Communauté d'Agglomération Bourges Plus, les Conseils généraux du Cher et du Loir-et-Cher, les régions Centre et Limousin, le Ministère de l'Industrie, le Fonds Européen de Développement économique et Régional (FEDER) et BPI France pour leurs financements, ainsi que les pôles de compétitivité S2E2, Elopsys, SCS et le pôle Risques pour leur implication.

REFERENCES

- [1] Charpin, J. M., et Tlili, C., Perspectives démographiques et financières de la dépendance. rapport du groupe, 2011
- [2] Zhou, Q., Jung, L. et Richards, K. Sleep and circadian disturbances are common among patients with dementia. *Current neurology and neuroscience reports*, vol. 12, no 2, p. 193-204, 2012.
- [3] Chaaraoui, A., Climent-Pérez, P., et Flórez-Revuelta, F. A review on vision techniques applied to Human Behaviour Analysis for Ambient-Assisted Living. *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no 12, p. 10873-10888, 2012.
- [4] Vacher, M., Fleury, A., Noury, N., Portet, F., et Serignat, J.-F. . Complete Sound and Speech Recognition System for Health Smart Homes : *Application to the Recognition of Activities of Daily Living. Recent Advances In Biomedical Engineering*, p.1-30, 2009.

- [5] Katz, S., Ford, A. B., Moskowitz, R. W., Jackson, B. A., et Jaffe, M. W. Studies of Illness in the Aged. The Index of ADL : A Standardized Measure of Biological and Psychosocial Function. *JAMA : The Journal of the American Medical Association*, vol. 185, p. 914-919, 1963.
- [6] Brdiczka O., Langet M., Maisonnasse, J. et Crowleu, James, Detecting human behavior models from multimodal observation in a smart home. *IEEE Transactions on automation science and engineering*, p. 1-10, 2009.
- [7] Chung, P. et Liu, C., A daily behavior enabled hidden Markov model for human behavior understanding Pattern Recognition, , vol. 41, no 5, p. 1572-1580, 2008.
- [8] Krishnan, N., et Cook, D. Activity recognition on streaming sensor data. *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 10, p. 138-154, 2014.
- [9] Le, X. H. B., Di Mascolo, M., Gouin, A., et Noury, N. Health smart home : towards an assistant tool for automatic assessment of the dependence of elders. *Conference proceedings : Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* vol. 2007, p. 3806-9380, 2007.
- [10] Medjahed, H., Istrate, D., Boudy, J., Baldinger, J.-L., et Dorizzi, B. A pervasive multi-sensor data fusion for smart home healthcare monitoring. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE 2011)*, p. 1466-1473, 2011.
- [11] Noury, N., Barralon, P., Vuillerme, N., et Fleury, A. Fusion of Multiple Sensors Sources in a Smart Home to Detect Scenarios of Activities in Ambient Assisted Living. *International Journal of E-Health and Medical Communications*, vol. 3, no 3, p. 29-44, 2012.
- [12] Botia, J., Villa, A. et Palma, Jose, Ambient Assisted Living system for in-home monitoring of healthy independent elders. *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no 9, p. 8136-8148, 2012.
- [13] Chen, C., Zhang, D., Sun, L., Hariz, M. et Jean-Bart, B., AQUEDUC : Improving Quality and Efficiency of Care for Elders in Real Homes, *International Conference on Smart Homes and Health Telematics - ICOST*, 2013
- [14] Chua, S., Marsland, S., et Guesgen, H. W. Unsupervised Learning of Human Behaviours. *AAAI* p. 319-324, 2011.
- [15] Endelin, R., Renouard, S., Tiberghien, T., Aloulou, H., et Mokhtari, M. . Behavior Recognition for Elderly People in Large-Scale Deployment. *11th International Conference on Smart Homes and Health Telematics, ICOST 2013* p. 61-68, 2013.
- [16] Cook, D. Health monitoring and assistance to support aging in place. *Journal of Universal Computer Science*, vol. 12, no 1, p. 15-29, 2006.
- [17] Huang, B., Tian, G., Wu, H., et Zhou, F. . A method of abnormal habits recognition in intelligent space. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 29, p. 125-133, 2014.
- [18] Hayes, T., Pavel, M., Larimer, N., et Tsay, I. Simultaneous assessment of multiple individuals. *IEEE Pervasive Computing/IEEE Computer Society and IEEE Communications Society*, vol. 6, p. 36-43, 2007.
- [19] Stuart Russel. et Peter Norvig., *Artificial Intelligence : A Modern Approach*, 3rd edition. Prentice Hall, 2009
- [20] Lhermitte, F., 'Utilization behaviour' and its relation to lesions of the frontal lobes. *Brain : a journal of neurology*, vol. 106 (Pt 2), p. 237-55, 1983.
- [21] Rabiner L., A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition *Proceedings of the IEEE*, vol. 77, p. 257-286, 1989.
- [22] Yu, S., Hidden semi-Markov models. *Artificial Intelligence*, vol. 174, p. 215-243, 2010.
- [23] Duong, T., Phung, D., Bui, H., et Venkatesh, S. Efficient duration and hierarchical modeling for human activity recognition. *Artificial Intelligence* , vol. 173, p. 830-856, 2009.
- [24] Thi, V., Hung, H., et Dinh, Q. . Activity recognition and avnormality detection with the switching hidden semi-markov model. *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, vol. 1, p. 838-845, 2005.
- [25] YU, S. et KOBAYASHI, H. An efficient forward-backward algorithm for an explicit-duration hidden Markov model. *Signal Processing Letters, IEEE*, vol. 10, no 1, p. 11-14, 2003.
- [26] Amri M., Becis Y., Aubry D. et Ramdani N., Indoor Human/Robot Localization using Robust Multi-modal Fusion in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2015.