



**RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET
POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE**

MEMOIRE
PRÉSENTÉ POUR L'OBTENTION DU DIPLÔME DE
MASTER
FILIÈRE : INFORMATIQUE
SPÉCIALITÉ : INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Thème :

**Utilisation de la théorie de Dempster-Shafer pour la détection de pas
dans le contexte de la navigation à l'estime pédestre**

Présenté par :

MELCHANE Selestine

ZIANE Sid Ali

Sous la direction de :

M. ACHROUFENE Achour

Soutenu le : 01 octobre 2020

Devant le jury :

Président : M. AISSANI Sofiane

Examineur : M. AZNI Mohamed

Année universitaire : 2019-2020

REMERCIEMENTS

C'est avec un grand plaisir qu'on réserve cette page en signe de gratitude et de reconnaissance à tous ceux qui ont assisté ce travail.

On tient à remercier en premier lieu et tout particulièrement notre encadrant M. Achour Achroufene pour avoir proposé et dirigé ce travail dans de bonnes conditions. On ne le remerciera jamais assez pour toutes les discussions intéressantes et fructueuses que nous avons eu, mais aussi pour la patience dont il a fait part à notre égard, son aide et ses conseils pendant toute la durée de ce mémoire.

On adresse nos plus sincères remerciements à tous nos proches et amis qui nous ont toujours soutenu et encouragé au cours de la réalisation de ce travail.

On tient à exprimer notre reconnaissance à tout le personnel du département des sciences de l'informatique de la FSE pour toutes les années d'enseignement qu'on a passé chez eux.

TABLE DES MATIÈRES

I) Systèmes de localisation indoor pédestre	10
I) Introduction	10
II) Systèmes de localisation	11
II.1) Métriques de localisation	11
II.2) Méthodes de localisation	13
II.3) Technologies de localisation	14
III) Navigation indoor pédestre	16
III.1) Détection de pas	18
III.2) Estimation de la longueur de pas	20
Modèles statiques	20
Modèles dynamiques	21
III.3) Estimation de la direction	21
Utilisation de données inertielles brutes	22
Analyse de cycle de marche	22
Traitements de données par l'ACP	23
Application de filtres	23
IV) Synthèse	24
V) Conclusion	26
II) Théorie de Dempster-Shafer	27
I) Introduction	27
II) Théorie de Dempster-Shafer	28
II.1) Cadre de discernement	28
II.2) Fonction de masse	28

II.3)	Fonction de crédibilité	29
II.4)	Fonction de plausibilité	29
III)	Processus de combinaison d'informations proposé par DST	30
III.1)	Modélisation	30
III.2)	Estimation	30
	Fonctions simples	30
	Approches probabilistes	31
	Modèle de distance	32
III.3)	Combinaison	33
	Règles de combinaison	33
	Imperfections liées aux sources d'informations	36
III.4)	Prise de décision	37
IV)	Conclusion	38
III)	Détection de pas basée sur DST	39
I)	Introduction	39
II)	Motivation de l'utilisation de DST pour la détection de pas	39
III)	Approche de détection de pas proposée	40
IV)	Filtrage des signaux et détection des pics et vallées	42
	IV.1) Filtrage des signaux	42
	IV.2) Détection des pics et vallées	42
V)	Application de DST pour la détection de pas	43
	V.1) Définition des cadres de discernement	43
	V.2) Attribution des masses de croyances	43
	V.3) Combinaison des masses de croyances	44
	V.4) Prise de décision	44
VI)	Validation des pas	45
VII)	Conclusion	45
IV)	Tests et validation	47
I)	Introduction	47
II)	Environnement de développement	47
	II.1) Environnement Matériel	47
	II.2) Environnement Matlab	48
	Mathématiques, graphiques et programmation	48
	Principales fonctionnalités	49
III)	Description des données	49

IV) Déroulement des tests	50
V) Résultats et Comparaisons	53
V.1) Trajectoire Centre	54
V.2) Trajectoire Coté	55
VI) Conclusion	56

TABLE DES FIGURES

I).1	Exemple de gyroscope [Quinsac, 2020].	17
I).2	Accéléromètre à ressorts	18
I).3	Données brutes provenant d'un accéléromètre	22
I).4	Cycle de marche	23
I).5	Signal avant et après application de filtre	24
III).1	Détection de pas à partir d'un signal de l'accéléromètre.. . . .	40
III).2	Schéma illustrant les étapes de l'approche proposée	41
IV).1	Interface de l'environnement Matlab version R2015b.	48
IV).2	Schéma des trajectoires Centre et Coté.. . . .	50
IV).3	Données brutes de l'accéléromètre	51
IV).4	Données brutes du gyroscope	51
IV).5	Données accélérométriques après filtrage et calcul de magnitude	51
IV).6	Données gyroscopiques après filtrage et calcul de magnitude	51
IV).7	Pics et vallées détectées des accélérations	52
IV).8	Masses attribuées aux pics d'accélération	53
IV).9	Masses attribuées aux vallées d'accélération	53
IV).10	Masses des pics après combinaison.	53
IV).11	Masses des vallées après combinaison	53

LISTE DES TABLEAUX

IV).1 Les données collectées	50
IV).2 Résultats des différentes approches appliquées sur la trajectoire Centre pour les tours effectués avec une cadence de 1 pas par seconde.	54
IV).3 Résultats des différentes approches appliquées sur la trajectoire Centre pour les tours effectués avec une cadence de 1 pas par 2 secondes	54
IV).4 Résultats des différentes approches appliquées sur la trajectoire Centre pour les 5 tours effectués avec une cadence de 1 pas par 3 secondes.	55
IV).5 Résultats des différentes approches appliquées sur la trajectoire coté	55

INTRODUCTION

Depuis quelques années, avec l'évolution des technologies de l'information, de la communication et de l'Internet des Objets, l'être humain est devenu inséparable de certains gadgets comme les smartphones, les tablettes, les smartwatches, etc. Il ne peut s'en passer de leurs services vu qu'ils ont prouvé leurs utilités dans la vie quotidienne et cela dans différents domaines tels que le commerce, la santé, la surveillance, et sont même devenus indispensables.

L'un des services les plus en vogue fourni par plusieurs appareils et dispositifs intelligents est la localisation. Les systèmes de localisation sont mis en place pour répondre aux différents besoins de l'utilisateur en termes de localisation mais aussi sont devenus une nécessité pour diverses tâches quotidiennes de l'humanité telles que la surveillance, guider un utilisateur dans un centre commerciale, proposer des services contextuels, ou encore parvenir aux demandes des handicapés ou à celles des personnes plus âgés.

Contexte et motivation Parmi les systèmes les plus utilisés et les plus connus pour la localisation, on y trouve le système GPS qui permet de détecter tout appareil ou véhicule équipés d'un capteur GPS en fournissant sa position exacte. Néanmoins, la performances des signaux GPS se dégrade de plus en plus quand l'objet à localiser est accessible par des piétons vu que ces derniers se déplacent généralement dans des endroits en intérieurs non couverts par des systèmes de positionnement par satellite.

Nous pouvons citer aussi les systèmes de localisation basés sur la technologie des émetteurs-récepteurs wifi. Avec leurs disponibilité dans les appareils portables, divers algorithmes de localisation ont été proposés pour déterminer la position des appareils en fonction de la puissance du signal reçu provenant des points d'accès wifi. Ce n'est malheureusement que dans les environnements équipés de point d'accès wifi que cette technologie peut être utilisée et la précision de localisation est entièrement dépendante de la densité des points d'accès.

Problématique et objectif La variation d'environnement qui diffère d'un piéton à un autre, d'un véhicule à un autre ou même d'un appareil à un autre, influence les précisions de localisation qui se dégradent avec le déplacement et deviennent même non acceptables avec la discontinuité des technologies utilisées. C'est pour ces raisons que plusieurs études ont eu recours à des systèmes utilisant d'autres technologies et méthodes de localisation qui permettent d'améliorer le positionnement.

L'utilisation des technologies inertielles pour la localisation est l'une des alternatives proposées dans la littérature. Une technologie développée dans diverses recherches récentes depuis l'intégration des capteurs inertiels dans les appareils mobiles, d'autant que ces capteurs permettent de détecter le positionnement en émettant des signaux dynamiques mesurant ainsi la vitesse, l'angle de rotation ... Toutefois, leurs imprécisions restent importantes, car ils repèrent n'importe quel mouvement effectué par l'utilisateur et conduisent ainsi à une localisation non précise et insuffisante.

L'objectif de ce travail étant ainsi d'apporter une contribution dans le cadre de la localisation pédestre en intérieur à l'aide de la technologie des capteurs inertiels en appliquant la théorie de Dempster-Shafer. Cette théorie est connue pour mieux gérer les informations entachées d'imperfections telles que l'imprécision et l'incertitude, et combiner les informations provenant de plusieurs sources en tenant compte des conflits entre ces dernières. Nous allons donc utiliser la théorie de Dempster-Shafer pour améliorer la détection de pas d'un piéton à partir des données inertielles issues de deux sources à savoir un accéléromètre et un gyroscope. Ainsi, après les étapes de modélisation et de combinaison des données, les pas détectés nous seront soumis suite à une validation dans l'étape de la prise de décision.

Plan du document Ce mémoire est organisé en quatre chapitres :

Le premier chapitre fera l'objet d'un état de l'art sur la localisation et plus particulièrement la navigation pédestre en intérieur. Tout d'abord, les trois composantes d'un système à savoir les métriques, les méthodes et les technologies de localisation seront présentées. Ensuite, les technologies inertielles et les approches utilisées dans la conception des systèmes de localisation indoor pédestre basés sur la détection de pas seront largement discutées.

Le deuxième chapitre portera sur la théorie de Dempster-Shafer. Nous présenterons les fondements mathématiques de cette théorie ainsi que les différentes étapes du processus de combinaison d'informations provenant de plusieurs sources d'informations.

Le troisième chapitre présentera notre proposition qui consiste à améliorer la détection de pas dans le cadre de la localisation pédestre indoor. Nous expliquerons comment la théorie de Dempster-Shafer est appliquée pour la détection de pas à partir de données inertielles.

Dans le quatrième chapitre, premièrement, nous donnerons une brève description de l'environnement de programmation et des datasets utilisés. Deuxièmement, nous exposerons les résultats obtenus avec notre approche et nous les comparerons à ceux obtenus avec d'autres approches de

détection de pas implémentées.

Ce mémoire se terminera avec une conclusion générale dans laquelle les avantages et les inconvénients de notre approche seront énumérés. Quelques perspectives seront également proposées afin d'améliorer la précision de détection de pas et la localisation pédestre.

CHAPITRE I)

SYSTÈMES DE LOCALISATION INDOOR PÉDESTRE

I) Introduction

Les systèmes de localisation sont souvent utilisés dans de nombreux secteurs tels que la surveillance des clients et/ou les guider dans un centre commercial grâce au développement apporté aux appareils mobiles et leurs applicatifs. Ces systèmes s'appuient sur plusieurs technologies de localisations adaptées aux appareils mobiles que ça soit pour une localisation en environnement extérieur ou intérieur. Le couplage des technologies sans fil avec GPS permet d'obtenir une précision de localisation élevée en extérieur. Par contre, la technologie GPS souffre des problèmes de réflexion et d'atténuation causés par les différents obstacles (murs, fournitures, ...) rencontrés dans les immeubles, ce qui la rend peu efficace en environnements intérieurs ou confinés. Ainsi, d'autres pistes sont suivies pour améliorer la localisation dans les milieux indoor.

Dans ce chapitre, nous allons commencer par la définition d'un système de localisations en présentant ses différentes composantes à savoir les métriques, les méthodes ainsi que les technologies de localisation. Ensuite, nous allons étudier la problématique de la navigation de piétons en intérieurs en mettant l'accent sur les travaux de l'état de l'art utilisant les technologies inertielles pour la localisation. En particulier, les méthodes reposant sur les étapes de détection de pas, l'estimation de la longueur de pas et l'estimation de la direction de marche sont abordées en détails. Avant de conclure, nous présentons une analyse comparative des méthodes de navigation de piétons et des dispositifs inertiels utilisés.

II) Systèmes de localisation

Malgré que plusieurs définitions sont attribuées dans la littérature aux systèmes de localisation, leurs objectifs restent les mêmes. Ils sont spécialement conçus dans le but de positionner n'importe quel objet ou personne sur un plan ou une carte à l'aide des coordonnées géographiques.

Deux catégories ou types de systèmes de localisation ont été classifiés dans [Deak et al., 2012], la localisation active où une personne porte un dispositif électronique qui envoie des informations à un système de positionnement pour déduire sa position et la localisation passive qui ne nécessite aucun dispositif électronique pour déduire le positionnement de l'utilisateur mais qui sera estimée sur la base de la variance d'un signal mesuré ou d'un processus vidéo.

D'autres classifications peuvent également être distinguées, par exemple selon l'emplacement de localisation, un emplacement physique, qui fait référence à une coordonnée terrestre comme celle fournie par GPS et un emplacement virtuel (sur internet) où les personnes peuvent se rencontrer, discuter ou partager des informations.

Généralement, un système de localisation est constitué de trois éléments essentiels qui sont : les technologies de communication, les métriques de mesure ainsi que la méthode de localisation. Nous présentons chacun de ces éléments dans les sous-sections suivantes.

II.1) Métriques de localisation

Des métriques de localisation ont été mises en évidence pour permettre d'obtenir les paramètres tels que la distance ou la taille liés à la position d'un objet quelconque dont son positionnement est demandé. Ces métriques sont étroitement liées aux caractéristiques des signaux radio utilisés dans le système de localisation. Les métriques les plus répandues sont citées ci-dessous.

Puissances des signaux reçus (Received signal strength, RSS) : cette métrique consiste à estimer la distance qui sépare deux nœuds en exploitant la caractéristique de l'atténuation du signal radio, due aux interactions avec l'environnement, lors de la propagation.

Les systèmes basés sur RSS ne nécessitent pas de matériel spécifiques pour mesurer la puissance du signal, cependant ils sont de faible précision sans l'existence d'un trajet direct entre l'émetteur et le récepteur du signal. Un autre avantage de l'utilisation de RSS est que leurs algorithmes de localisation sont très simples et ne demandent pas un grand effort d'implémentation grâce à la disponibilité des modèles mathématiques d'atténuations. De plus, les auteurs de [Deak et al., 2012] affirment que les techniques basées sur la puissance du signal reçu sont considérées plus attractives par leur simplicité et robustesse dans les environnements affectés par les trajets multiples par rapport aux techniques basées sur les métriques comme le temps ou l'angle d'arrivée.

Temps d'arrivée des signaux reçus (Time of arrival, TOA) : connaissant le moment de l'émission d'un signal, la métrique TOA estime le paramètre durée de propagation du signal par rapport à son temps d'arrivée au noeud récepteur. Ainsi, la distance entre le noeud émetteur et le noeud récepteur est calculée en multipliant ce paramètre par la vitesse de propagation dans le milieu. Selon [Kossonou, 2014], le paramètre de positionnement peut être obtenue de deux manières :

- La première, dite coopérative, met en scène un émetteur fixe et un récepteur mobile à localiser. Cette configuration nécessite une synchronisation entre l'émetteur et le récepteur qui consiste à ce que le récepteur connaisse exactement l'instant d'émission du signal pour générer localement un signal identique pour sa reconnaissance.
- La deuxième, dite non-coopérative où l'objet à localiser agit comme un réflecteur ou une cible, l'estimation de la durée de propagation du signal se base sur le temps d'aller-retour, une fois le signal revenu vers la source qui l'a envoyé. Dans ce modèle, la synchronisation n'est pas exigée puisque la source émettrice connaît le moment où le signal est émis. La durée de propagation serait alors la moitié du temps estimé.

En plus de donner une bonne estimation de paramètres, c'est une technique qui est d'une précision élevée avec un algorithme de localisation très simple, mais qui nécessite d'avoir un trajet directe, une résolution temporelle élevée du récepteur avec une synchronisation entre émetteurs et récepteurs.

Différence du temps d'arrivée des signaux reçus (Time difference of arrival, TDOA) : contrairement à la métrique TOA, TDOA est une métrique qui permet d'éviter le problème de synchronisation entre le noeud émetteur et le récepteur. Elle nécessite, selon l'application visée, au moins deux noeuds émetteurs (ou récepteurs) pour un récepteur (ou un émetteur). En se basant sur la vitesse de propagation des signaux reçus, le récepteur arrive à déduire la distance qui le sépare avec les émetteurs de signaux [Bhatti et al., 2012].

Cette métrique donne de bonnes estimations de paramètres de propagation et ne nécessite aucune synchronisation entre émetteur récepteur. Dès lors les techniques basées sur TDOA arrivent à une précision de localisation élevée en intérieur. Néanmoins, l'inconvénient majeur de TDOA est la nécessité d'avoir un trajet direct et une résolution temporelle élevée au récepteur.

Angle d'arrivée des signaux reçus (Angle of arrival, AOA) : une technique utilisant cette métrique permet de définir la position d'un émetteur grâce à la mesure d'au moins deux angles d'arrivées d'un signal transmis à au moins deux noeuds récepteurs fixes.

Le principal inconvénient de AOA est lorsque le trajet direct entre l'émetteur et le récepteur n'existe pas, il est difficile de trouver la direction dans laquelle se trouve l'émetteur. Cette contrainte écarte bien souvent son utilisation dans les environnements intérieurs à moins qu'on sur-dimensionne le système en nombre d'antennes [Kossonou, 2014]. Cette métrique a été exploi-

tée dans plusieurs travaux notamment dans [Yang et al., 2007] où une hybridation entre les deux métriques TDOA/AOA a été proposée.

Malgré que l'algorithme de localisation est très facile et que le nombre de références requis est réduit, le coût d'implémentation des techniques exploitant cette métrique est très élevé puisqu'elles nécessitent du matériel spécifique pour la mesure d'angle. Un autre inconvénient de la métrique AOA est qu'elle est très sensible aux trajets multiples.

II.2) Méthodes de localisation

Après avoir énuméré certaines métriques de localisation qui permettent d'obtenir les paramètres de positionnement dans les systèmes de localisation, nous citons maintenant quelques méthodes qui exploitent ces paramètres pour obtenir la localisation souhaitée.

Proximité : est l'une des méthodes les plus simples qui consiste à déterminer la position d'un mobile en fonction des dispositifs à proximité ayant reçu le signal émis par le mobile. C'est la position du dispositif qui reçoit (ou envoie) le signal le plus fort qui est considérée comme position du mobile.

Les auteurs dans [Beck and Gravely, 2016] estiment qu'une ou plusieurs caractéristiques du signal et de la transmission de signal depuis le dispositif mobile peuvent être mesurées par chaque capteur de proximité, et l'emplacement du dispositif mobile est déterminé en fonction des caractéristiques mesurées. Cela peut être accompli en associant un emplacement fixe à chaque capteur de proximité, puis en déterminant l'emplacement du dispositif mobile. Une méthode facile mais qui nécessite la présence de plusieurs dispositifs à proximité du mobile avec des positions connues pour atteindre une précision de localisation élevée.

Triangulation : la méthode de triangulation est basée sur la métrique AOA et utilise au moins deux angles d'arrivée. Une fois ces angles mesurés en supposant que les premiers signaux arrivent toujours selon le trajet direct, cette méthode calcule les deux distances entre chaque noeud d'arrivée et le mobile. La position du mobile est ainsi déterminée à l'aide de ces distances.

Trilatération : une méthode de localisation géométrique qui permet de déterminer la position relative d'un noeud en utilisant la géométrie des triangles et les distances entre un minimum de trois noeuds de référence.

Cette méthode a été appliquée dans [Mousa et al., 2018] pour le positionnement en intérieur. En récupérant les caractéristiques des signaux provenant de trois noeuds émetteurs, la méthode permet d'estimer l'emplacement du récepteur en résolvant analytiquement un système d'équations.

Pattern matching : cette méthode est connue aussi sous le nom de Fingerprinting. Elle s'effectue en deux étapes : i) L'étape d'apprentissage, avant demande de localisation, qui consiste à mesurer les caractéristiques de l'environnement dans différents endroits et les stocker dans une carte radio. Les caractéristiques peuvent être des RSS, des AOA, des TOA et/ou des TDOA. ii) La deuxième étape s'opère après la demande de localisation, où de nouvelles mesures de mêmes caractéristiques de l'environnement sont collectées et comparées à celles stockées durant la première étape pour trouver la position du mobile.

Selon [Kossonou, 2014] cette méthode peut être très performante, cependant, lorsque la zone de couverture devient grande, la taille de la base de donnée augmente considérablement, ce qui rend l'utilisation du fingerprinting fastidieuse en termes de temps de calcul.

Dead reckoning : cette méthode, appelée également navigation à l'estime, permet d'estimer la position d'un mobile en utilisant uniquement la vitesse et la position précédente du mobile. Dans le cas de navigation, la distance parcourue ainsi que la direction du mobile peuvent être aussi fournies. Ces paramètres de positionnement sont obtenus à partir des données reçus des capteurs inertiels tels que les gyroscopes, les accéléromètres, les odomètres, ... [Naqvib et al., 2012].

II.3) Technologies de localisation

En ce qui concerne les technologies de localisation, divers dispositifs ont été utilisés dans les systèmes de localisation que ça soit en environnement extérieur ou intérieur [Deak et al., 2012] afin d'envoyer les informations de localisation qui permettent l'estimation de la position d'un mobile [Alhmiedat and Yang, 2008]. Les technologies les plus connues sont citées ci-dessous.

GPS (Global Positioning System) : le GPS est un système passif qui reçoit les signaux des satellites et permet de déterminer les coordonnées géographiques de n'importe quel point situé sur la surface du globe. Cette technologie est très répandue dans les systèmes de positionnement en extérieurs dans lesquels les terminaux sont équipés de récepteurs GPS.

Plusieurs travaux ont adopté cette technologie en intérieur notamment [Duranthon, 2000] où la localisation par GPS a été utilisée pour la surveillances de sites web. D'après l'étude faite dans ce travail, les systèmes GPS ne fonctionnent qu'avec une faible robustesse dans les bâtiments et donc le GPS n'est pas considéré comme solution rentable. De plus, la solution reposant sur cette technologie n'est pas forcément une approche idéale pour la localisation et le suivi dans les réseaux de capteurs sans fils [Alhmiedat and Yang, 2008] vu que les récepteurs GPS nécessitent des quantités d'énergie très élevées et leurs fonctionnement dans des milieux intérieurs est autant plus difficile. En effet, à cause de son coût et de l'inaccessibilité des signaux, un récepteur GPS ne peut pas être déployé avec des capteurs sans fil qui manquent de puissance.

Wifi (Wireless Fidelity) : Wifi est un protocole de communication sans fils fonctionnant avec des ondes radio. Il permet de relier des équipements informatiques et des terminaux mobiles dans un réseau sans fil haut débit. Les systèmes de localisation basés sur wifi sont très populaires grâce à leurs capacité de couvrir non seulement les milieux extérieurs mais aussi les milieux intérieurs.

Pour trouver son emplacement géographique, un terminal mobile se base sur les connexions wifi qu'il détecte à proximité afin d'estimer les paramètres d'une métrique et d'appliquer une méthode de localisation. La précision de ce genre de système dépend de la puissance des points d'accès Wifi.

Les auteurs de [Beder et al., 2011] affirment que la localisation wifi est plus efficace en énergie que le GPS ce qui aide les batteries des smartphones à ne pas se décharger aussi rapidement. Néanmoins, c'est une technologie qui ne peut être utilisée pour la localisation dans des zones rurales vu le nombre de points d'accès et leurs portées.

Bluetooth : Bluetooth est une norme de communication permettant l'échange bidirectionnel de données à très courte distance en utilisant des ondes radio et qui a pour but de simplifier les connexions entre les appareils électroniques en supprimant des liaisons filaires.

Une technologie très efficace pour la localisation intérieure, rapide et facile à déployer mais qui n'est efficace que dans des petits périmètre allant de 2 à 3 m.

Produits RFID (Radio Frequency Identification) : RFID est une technologie utilisée pour stocker et récupérer les données à distance en utilisant des balises qui réagissent aux ondes radio et transmettent des informations à distance. Cette technologie de localisation est facile à mettre en œuvre, bon marché et avec une qualité de mesure très robuste. Certain travaux tels que [Koch et al., 2007] ont opté pour cette technologie pour la localisation d'objets ou de personnes en s'inspirant des recherches qui ont été faites en robotique mobile et en s'appuyant sur la RFID qui est utilisée comme repères pour les coordonnées fixes.

ZigBEE : est un protocole de haut niveau permettant la communication d'équipements personnels ou domestiques équipés de petits émetteurs radios à faible consommation. Il a été conçu pour offrir un coût minimum et une connectivité électrique pour les appareils qui nécessitent une autonomie de batterie pour des durées allant de plusieurs mois à plusieurs années. D'ailleurs, il a été approuvé par la communauté de recherche comme étant une solution réseau idéale pour les nœuds de capteurs sans fil.

Cette technologie a été utilisée dans [Alhmiedat and Yang, 2008] pour détecter la présence de cibles mobiles basées sur les nœuds de capteurs distribués sans utiliser de matériels supplémentaires. Ils ont déployé une technique de localisation simple en exploitant les caractéristiques des

protocoles ZigBee telles que sa faible complexité, son calcul rapide et la disponibilité de ressources.

Capteurs inertiels : ce sont des capteurs MEMS (Micro-Electro-Mechanical System), des circuits intégrés et fabriqués avec l'utilisation des technologies de micro-usinage. Généralement, ces capteurs sont regroupés dans une centrale inertielle ou récemment intégrés dans des gadgets comme les smart-phones [Demeule, 2013]. Ils fournissent des données comme les accélérations, les vitesses angulaires ou linéaires selon le type de capteurs afin d'estimer la position et l'orientation du mobile. De plus, selon sa conception [Kammoun, 2016], une unité inertielle peut être sensible à un, deux ou trois axes et ce nombre d'axes représente le nombre de composantes dans le signal de sortie du capteur.

III) Navigation indoor pédestre

La navigation pédestre est un domaine prometteur qui s'inscrit dans un contexte global de mobilité, en particulier dans les villes. Une personne est souvent amenée à prendre des chemins autres que les voies routière, ce qui rend sa localisation encore plus difficile vu que ces derniers se déplacent généralement dans des environnements mal voir non couverts par des systèmes de positionnement par satellites.

De plus, dans la vie quotidienne, les personnes se déplacent à l'intérieur des bâtiments d'un étage à un autre ou dans les différents compartiments d'un même étage. En conséquence, l'utilisation des systèmes basés sur les technologies radio pour la localisation devient non pratique vu la nature des signaux radio. Par exemple, [Demeule, 2013] affirme que l'atténuation importante des signaux traversant les murs rendent plus difficile, voir impossible, l'application des techniques de « pattern matching » pour assister le déplacement du piéton dans des endroits fermés. Bien que les systèmes GPS ou GNSS (Géolocalisation et Navigation par un Système de Satellites) soient largement répandus pour le positionnement en extérieur, leurs performances ne sont pas satisfaisantes dans un environnement intérieur en raison de leurs disponibilité limitée [Kasebzadeh et al., 2014a].

Pour cela diverses approches ont été mises en œuvres afin de perfectionner la géolocalisation d'un piéton dans des endroits internes ou confinés [Abadleh et al., 2017] [Diaz and Gonzalez, 2014] en utilisant la navigation à l'estime qui est l'une des techniques bien connues de positionnement en intérieur à l'aide de capteurs inertiels souvent désignée par PDR (Pedestrian Dead Reckoning en anglais). La dernière position du piéton est tirée à partir d'une position connue antérieure et des informations de direction et de distance parcourue extraites du mouvement d'un piéton lors de la marche. Essentiellement, deux approches sont utilisées pour traiter les données inertielles : par double intégration et SHS (Step-Heading-System). Certains travaux ont montré que l'approche de traitement des données inertielles par une double intégration n'est pas efficace [Skog et al., 2010],

parce que les capteurs inertiels sont sujets à la dérive, des erreurs dans l'accélération seraient intégrées à la vitesse et à la position ce qui mène à une dérive drastique.

C'est la raison pour laquelle la plupart des travaux de recherche récents tels que [Abadleh et al., 2017] et [de Silva et al., 2018] ont étudié le positionnement d'un piéton selon l'approche SHS en utilisant les capteurs inertiels comme ceux qui se trouvent dans nos smartphones (Accéléromètre, Gyroscope, Magnétomètre, etc.) afin de déterminer le nombre exacte de pas effectués, la distance parcourue ou bien la direction empruntée. Dès lors, le reste du chapitre est consacré à la deuxième approche (SHS) et présente les étapes principales de la navigation à l'estime reposant sur la détection de pas, l'estimation de la longueur de pas et la détermination de l'angle de direction. Mais avant cela, nous donnons les définitions de quelques capteurs inertiels.

Gyroscope : Un capteur inertiel qui fournit une mesure de vitesse angulaire pour les axes du terminal mobile. On peut en déduire l'attitude de celui-ci en intégrant les vitesses calculées sur un temps donné. Un exemple de gyroscope est donné par la figure I).1.

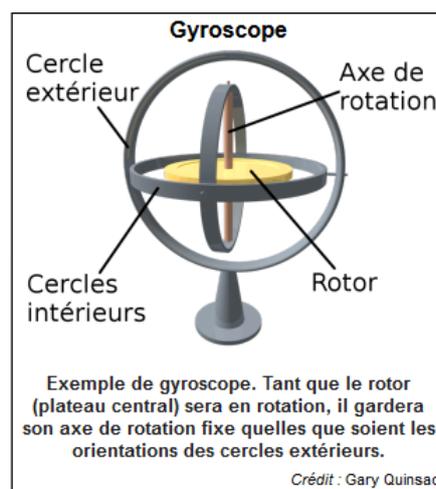


FIGURE I).1 – Exemple de gyroscope [Quinsac, 2020].

Les gyroscopes sont très intéressants car ils permettent de fournir en permanence les mesures de vitesse de rotation sans se soucier du champ de vue et avec une très bonne précision mais à court terme. Ils fournissent également des informations haute fréquence comparativement aux autres capteurs inertiels.

Accéléromètre : Un capteur inertiel qui mesure l'accélération linéaire d'un mobile ou tout autre objet sur lequel il est fixé dans son propre référentiel. Les accélérations sont dues aux mouvements du mobile, plus exactement du point où est fixé le capteur. La figure I).2 représente un exemple d'accéléromètre.

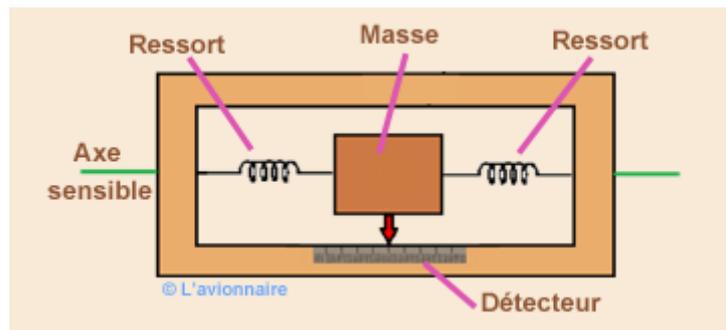


FIGURE I).2 – Accéléromètre à ressorts

Magnétomètre : Il fournit la quantité de champ magnétique qui est une résultante de la somme des champs magnétiques terrestre et local [Kammoun, 2016].

Le capteur de champ magnétique, lorsqu'il est associé à un dispositif électronique, permet d'extraire la mesure du champ magnétique. Il en existe différents types, basés sur des principes physiques différents.

III.1) Détection de pas

Le comptage précis des pas est un paramètre essentiel dans les systèmes de localisation intérieure pour améliorer leur précision et leur fiabilité. Les techniques de détection de pas existantes, à la fois matérielles et logicielles, ne répondent pas de manière satisfaisante aux précisions exigées par les systèmes de localisation, en particulier aux faibles vitesses de marche observées en marche naturelle. La situation peut être pire avec une navigation intérieure malvoyante envisagée, en particulier dans un environnement inconnu notamment quand l'utilisation du GPS n'est pas utile.

En se basant sur le fait que les données gyroscopiques peuvent être utilisées exclusivement pour la reconnaissance de la marche dans les applications de navigation intérieure, [Jayalath et al., 2013] estiment que la sortie d'un capteur gyroscopique se trouvant dans la poche du pantalon donne des informations suffisantes pour suivre le mouvement de la cuisse et donc détecter les pas.

Plusieurs travaux sur la détection de pas basées sur l'accéléromètre ont été présentés [Demeule, 2013]. En effet, le comptage des pas de l'accéléromètre sur smartphone est en train de devenir un outil de motivation pour les personnes souhaitant augmenter leur activité physique. Dans la littérature, on peut trouver différentes classifications des méthodes se basant sur l'accéléromètre pour la détection de pas. Par exemple, celles qui se basent sur la détection de pics [Abadleh et al., 2017], d'autres sur la détection des périodes de repos-oscillation comme cité dans [Kammoun, 2016], encore les méthodes de passage par zéro ou zeros-crossing ont été aussi utilisées pour le calcul de pas comme dans [Kammoun, 2016] où la détection des périodes à vitesse nulle est appliquée. Cependant, d'après ce travail zero-crossing n'est applicable que pour un capteur attaché au pied.

Détection de pics : un algorithme de détection de pas a été présenté dans [Abadleh et al., 2017] pour améliorer les performances de l'estimation de la distance parcourue en utilisant la longueur de pas dynamique. L'algorithme proposé utilise les valeurs d'accélération des axes X, Y et Z du capteur accéléromètre, pour compter les pas en temps réel (un pas est détecté à chaque occurrence d'un pic sur le signal d'accélération). Le téléphone portable est supposé être placé dans une position statique dans la main tout au long des mouvements. L'algorithme garde une trace de trois valeurs consécutives dans un vecteur, dont la première valeur représente le point de départ du pic, si les trois valeurs augmentent et la première valeur dépasse un seuil de pas défini à l'avance, toutes les valeurs au-dessus du seuil seront stockées dans un vecteur de pic. Étant donné que le vecteur de pic contient des valeurs au-dessus du seuil de pas, la valeur maximale doit représenter le pic réel. Cette méthode de détection pas, d'après [Kammoun, 2016], peut s'avérer moins approprié car le pic de la sortie de l'accéléromètre est fortement affectée par la vitesse de marche de l'utilisateur.

Passage par zéro ou zeros-crossing : grâce à sa simplicité, cette approche est aisément applicable. Une méthode de détection de la marche par passage à zéro basée sur un seul accéléromètre a été présentée [Wu et al., 2019]. En attachant l'accéléromètre à la poitrine de l'utilisateur, des données d'accélération selon 3 axes sont collectées lorsque le piéton est en marche. Un pas est détecté à chaque changement du signe en front montant traversant le niveau zéro dans le signal d'entrée. Le filtre passe-bande a été adopté pour le pré traitement des données, de sorte que les caractéristiques du point zéro dans le signal soient plus évidentes. La méthode du passage par zéro a été utilisée pour détecter la longueur du pas et d'autres événements de la démarche. Les résultats montrent que la méthode peut atteindre des valeurs prédictives positives élevées malgré que les pics erronés contribuent à une mauvaise détection de pas car selon [Kammoun, 2016] cette approche est sensible à la moindre variation autour de la valeur 0 dans le signal utilisé.

Détection des périodes de repos-oscillation : une autre méthode montre qu'un pas peut être détecté lorsque l'accélération dépasse consécutivement quatre seuils (le premier et le troisième en front montant et le deuxième et quatrième en front descendant). La détermination des périodes de repos et oscillation est effectuée généralement sur la théorie d'une machine à états finis. Un algorithme basé machine à états finis est appliqué dans [Pratama et al., 2012]. Il se base sur la détection consécutive d'un maxima local et d'un minima local avec une règle de transition sur la différence absolue d'amplitude entre eux. Une contrainte temporelle sur le délai d'apparition entre ces deux pics est aussi ajoutée afin de valider la détection d'un pas.

Détection des périodes à vitesse nulle : cette approche, appliquée seulement pour un capteur attaché au pied, détecte un pas à chaque fois qu'un pied est à plat sur le sol dans le cycle de marche. Cet intervalle est appelé l'intervalle à vitesse nulle (ZVI), durant lequel la vitesse de mouvement

des pieds demeure nulle.

Dans [Ma et al., 2017], a été étudiée une approche de détection de ZVI basée sur la fusion de capteurs. Les mesures de l'accéléromètre, du gyroscope et du capteur de pression sont combinées pour détecter les intervalles de vitesse nulle où un seuil adaptatif est développé pour améliorer la précision de la détection de pas sous différents modes de mouvement. Un fonctionnement relativement bon pour la détection des pas en phase de marche et de course a été montré. Néanmoins, son emploi est inefficace pour des applications basées uniquement sur des terminaux mobiles à cause de l'absence du ZVI dans le signal enregistré surtout que la zone plate du signal ne peut être détectée lorsque l'accéléromètre est attaché à la taille de l'utilisateur [Kammoun, 2016].

Se limiter qu'à la détection de pas en utilisant les méthodes précédentes, peut engendrer de fausses détection de pas. Les terminaux mobiles, placés dans des endroits différents du corps humain, peuvent aussi détecter des signaux de mouvements qui ne correspondent pas à un pas de l'utilisateur comme la manipulation du mobile par exemple ou le mouvement du bras dans le cas où les signaux proviennent d'un mobile porté à la main. Pour décider sur la validité d'un pas, par exemple, une estimation sur sa longueur est établie afin de voir si elle est dans la moyenne des longueurs de pas d'un être humain.

Afin de compléter le processus de navigation à l'estime ou de suivre les mouvements de l'utilisateur, nous avons besoins de connaître également la distance parcourue et l'angle de marche du piéton. Les deux sous sections suivantes présentent les principales méthodes de l'estimation de la longueur de pas et de la direction de marche respectivement.

III.2) Estimation de la longueur de pas

L'estimation de la longueur de pas est l'une des méthodes les plus utilisée dans la littérature pour le calcul de la distance parcourue en utilisant généralement les données fournies en sortie par l'accéléromètre [Alzantot and Youssef, 2012] [Shih et al., 2012] [Constandache et al., 2010] [Bylemans et al., 2009]. Sauf que, certaines méthodes utilisent une longueur de pas statique tant dis que d'autres s'appuient sur une longueur de pas dynamique. La variance des mouvements humains affecte la précision des résultats et rendent l'estimation de la longueur de pas plus difficile. Surtout pour l'utilisation de longueur de pas fixe qui produit généralement beaucoup d'erreur dans le comptage de pas.

Modèles statiques

Des travaux antérieurs sur l'estimation de la longueur de pas ont considéré que la longueur de pas est constante durant un trajet. Par exemple les travaux [Constandache et al., 2010] et [Bylemans et al., 2009] supposent que la longueur d'un pas est toujours fixe pour un utilisateur. D'ailleurs, la valeur de 0,75 m est utilisée dans [Racko et al., 2016] pour un piéton connu. Dans

[Jin et al., 2010], une valeur moyenne de la longueur de pas peut être déterminée en divisant une distance de marche fixe sur le nombre de pas parcourus. La longueur de pas est la valeur moyenne de tous les pas, basée sur les facteurs tels que le sexe et la taille [Ayub et al., 2012]. La longueur de pas est fixée pour chaque type d'activité (marche, course, . . .) dans [Khan, 2011].

Modèles dynamiques

D'autres approches ont pu prouver qu'un piéton lui seul peut avoir de longueur de pas qui diffère d'un pas à un autre. Ce qui a mené leurs auteurs à proposer d'autres méthodes afin d'estimer la longueur d'un pas. [Alzantot and Youssef, 2012] ont suggéré d'utiliser une approche de la machine à états finis combinant des valeurs de seuil pour les mesures d'accélération afin d'estimer le pas de l'utilisateur. Ils ont également utilisé un classificateur de machine à vecteur de support pour estimer la longueur de foulée variable de l'utilisateur. [Shih et al., 2012] développent un système PDR basé sur la taille pour estimer la distance de marche horizontale à l'aide du théorème Pythagore. Ils ont utilisé l'accélération verticale pour détecter la marche et celle du théorème Pythagore pour estimer chaque longueur de pas.

Un algorithme de détection de pas a été aussi présenté pour améliorer les performances de l'estimation de la distance en utilisant la longueur de pas dynamique [Abadleh et al., 2017]. Après avoir contribué à la détection de pics, les auteurs de cet article estiment que les signaux doivent être diminués car le pic est la valeur maximale. L'algorithme garde une trace de deux valeurs consécutives dans un vecteur. Lorsque les deux valeurs augmentent le point final du pic est détecté, ce qui signifie que le pas est terminé. La longueur de pas est calculée comme la différence entre les points de fin et de début.

III.3) Estimation de la direction

L'importance de l'estimation de la direction de l'utilisateur est mise en évidence dans diverses applications telles que la reconnaissance d'activité [Zhang and Sawchuk, 2012] et la localisation [Aly et al., 2016]. La direction de déplacement d'un objet est définie par rapport à un repère de référence qui est le repère de navigation. Dans la littérature plusieurs méthodes ont été utilisées pour l'estimation de la direction d'un terminal mobile et souvent les capteurs gyroscope, accéléromètre et magnétomètre sont utilisés. Les mesures fournies par ces capteurs sur les axes du terminal mobile, comme la vitesse angulaire, la vitesse de rotation, l'accélération linéaire ou la quantité du champ magnétique, sont exploitées de différentes manières. Certaines méthodes utilisent directement les données générées par les capteurs inertiels, d'autres s'appuient sur l'analyse du cycle de marche, tant dis que quelques unes se basent soit sur le traitement de données soit sur l'application de filtres. Les principales méthodes appliquées pour l'estimation de la direction d'un mobile sont présentées ci-après.

Utilisation de données inertielles brutes

Les données en sorties ou bien les signaux générés par les capteurs inertiels sont utilisés pour l'estimation de la direction dans divers travaux en appliquant plusieurs filtres tel que les filtres passe-bas, les filtres passe-haut ou bien d'autres afin de supprimer le bruit et certaines composantes fréquentielles qui peuvent affecter le signal. La figure I).3 montre un signal brute, donc bruité, provenant d'un accéléromètre.

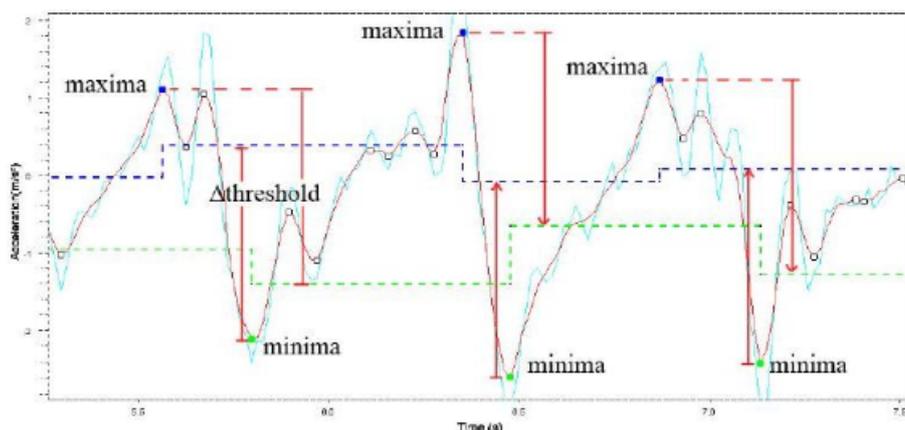


FIGURE I).3 – Données brutes provenant d'un accéléromètre

Dans [Manos et al., 2018] par exemple, en utilisant des accéléromètres et des gyroscopes, ils ont pu estimer la direction de la gravité et calculer l'angle de cap en présentant différentes méthodes de dérivation. Plutôt que de supposer que le smartphone est fixé dans une certaine orientation sur le piéton, ils se sont concentrés sur l'estimation de la direction verticale du capteur de l'appareil sans contrainte.

Analyse de cycle de marche

Un cycle de marche est souvent identifié comme : en appuyant sur les deux jambes, une d'elles est lancée vers l'avant, le talon de cette jambe touche le sol, le poids du corps est déplacé sur le nouveau point d'appui et le pied au sol se déroule jusqu'aux orteils. C'est alors au tour de l'autre jambe. On observe donc en alternance, une phase d'appui sur une jambe puis un balancement et une phase d'appui sur les deux jambes. Le centre de gravité est au plus haut lorsque la personne est en appui sur les deux jambes et s'abaisse lors du balancement avant d'être accéléré vers l'avant. Ce cycle de marche peut être résumé par le schéma de la figure I).4.

A noter que la variation en amplitude et dans le temps est toujours différente ce qui fait qu'un pas n'est jamais fait de la même manière [Moix et al., 2002].

Dans [Kordari et al., 2019] est décrite une méthode pour détecter les pas d'un humain et estimer la direction de translation horizontale et l'échelle du mouvement résultant par rapport à un

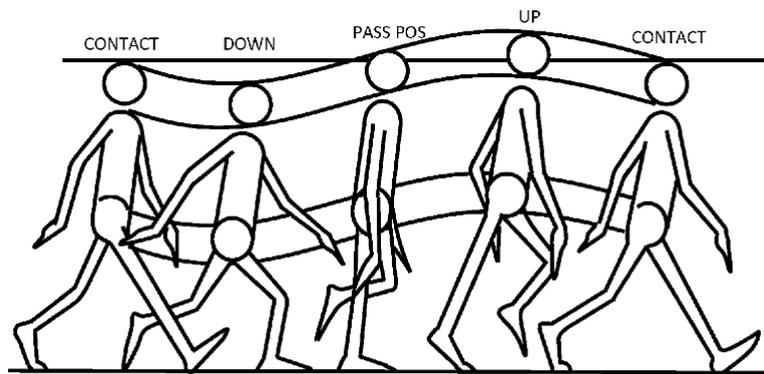


FIGURE I).4 – Cycle de marche

capteur inertiel, indépendamment ou en dépit d'un emplacement de montage de torse changeant. Selon ces auteurs, lorsqu'un piéton effectue une séquence d'étapes, le déplacement peut être décomposé en une séquence de rotations et de translations sur chaque étape. Une translation est le changement de l'emplacement du centre de gravité du piéton et une rotation est le changement le long de l'axe Z de l'orientation du piéton. Une translation peut être donc décrite par un vecteur et une rotation par un angle. La rotation cumulée sur un chemin est calculée à l'aide des informations gyroscopiques.

Cette méthode ne peut utiliser que des signaux générés par un accéléromètre et fonctionne de manière robuste avec un dispositif monté sur le torse.

Traitements de données par l'ACP

L'analyse en composantes principales comme son nom l'indique, consiste à partir d'un ensemble de données liées de faire correspondre une nouvelle entité de données réduites qui seront nommées "composantes principales" dans le but de rendre les informations moins redondantes, et ne garder que celles qui sont porteuses de la majeure partie de l'information.

Dans [Li et al., 2016] par exemple, un schéma de fusion a été proposé afin de ne garder que l'information essentielle portée par le signal en déterminant de manière adaptative le bruit dynamique en utilisant un système de filtrage correspondant (voir section suivante) en fonction du mouvement du piéton.

Application de filtres

Les signaux émis par les capteurs inertiels sont souvent soumis à des perturbations dues à des sources externes au dispositif. C'est bruits agissent et influencent sur le signal utile, d'où l'apparition de signaux parasites qui gênent la compréhension de l'information que le signal original transporte. Il est donc important de les éliminer et de récupérer un signal le plus propre possible

grâce a des filtrages appropriés comme le montre l'exemple de la figure I).5.

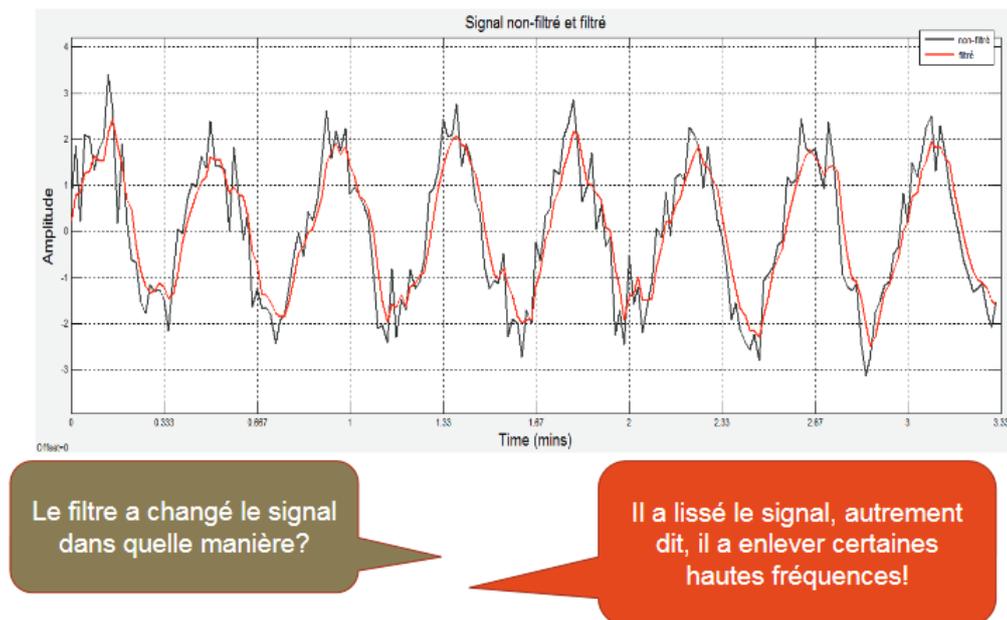


FIGURE I).5 – Signal avant et après application de filtre

L'algorithme de navigation amélioré basé PDR proposé dans [Song and Park, 2018] utilise un filtre Kalman pour l'estimation de l'angle de marche et des erreurs de navigation. Cet algorithme utilise une unité de mesure inertielle au niveau du pied, des capteurs magnétiques montés à la taille et une technique de navigation inertielle basée sur la mise à jour de la vitesse nulle. Le filtre estime l'erreur d'angle de marche d'un humain, qui est étroitement liée à l'erreur de cap de l'unité inertielle.

IV) Synthèse

Comme déjà mentionné dans les sections précédentes, les approches proposées pour la localisation pédestre en intérieur utilisent généralement les capteurs inertiels notamment les accéléromètres et les gyroscope ou encore les magnétomètres. Ces capteurs peuvent être placés dans différents endroits du corps humain comme au niveau de la ceinture, au niveau des pieds [Song and Park, 2018] ou sur le torse [Kordari et al., 2019]. En effet, exception faite de la détection des périodes à vitesse nulle qui s'applique seulement pour un capteur attaché au pied, les autres approches s'appliquent pour un capteur porté dans d'autres endroits du corps humain, et souvent la partie supérieure au bassin d'après [Kammoun, 2016].

Une étude comparative de certains systèmes de positionnement a été établi dans [Harle, 2013]. La comparaison est faite en termes de capteurs et de signaux utilisés, placement de capteurs, détection de position ou de cycle de pas et les techniques de transformation et/ou d'extraction des pas.

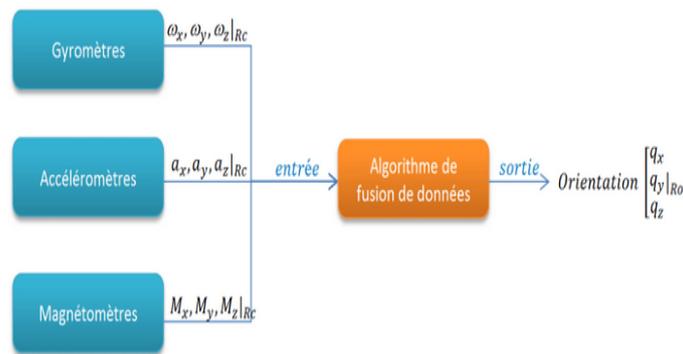
Ce qui relève de cette étude est que la majorité de ces systèmes utilise des signaux d'accéléromètre, souvent après l'application d'un filtre passe-bas pour éliminer le bruit.

Certes les accéléromètres peuvent produire des résultats assez bon pour la détection de pas ou pour l'estimation de la longueur de pas quand l'utilisateur est analysé sur une simple marche directe, mais quand celle-ci devient de plus en plus brisée (sur une ligne qui n'est pas droite) leurs performance se dégradent, surtout si l'accéléromètre est porté sur une partie du corps qui n'est pas fixe comme la main ou que le piéton ne se limite pas à une longueur de pas statique ou change de rythme.

C'est la raison qui fait que les gyroscopes sont recommandés dans d'autres travaux pour la détection de pas [Kang et al., 2018], même s'ils sont beaucoup plus utilisés pour l'estimation de la direction [Manos et al., 2018] car ils sont plus exactes pour décrire le cap, mais seulement quand l'utilisateur et le capteur porté prennent la même direction, quand cette dernière n'est pas identique l'étude est encore plus difficile et les résultats de la localisation seraient moins performants.

D'autre part, le magnétomètre est associé à l'accéléromètre pour améliorer la précision de l'estimation de cap dans [Pei et al., 2018] mais l'utilisation du magnétomètre requies une phase de calibrage. Certains travaux tels que [Song and Park, 2018] arrivent ainsi à améliorer la précision de la localisation, cependant la lecture du champ magnétique est souvent affectée par l'infrastructure intérieure [Ashraf et al., 2018], le champ magnétique uniforme de la Terre dans une petite zone restreinte est perturbé par la présence de matériaux ferro-magnétiques comme les ascenseurs, les portes et les structures en béton et causent des anomalies qui empêchent d'avoir une bonne estimation de localisation.

Puisque les signaux provenant des capteurs inertiels sont souvent perturbés et soumis aux bruits, de nombreuses recherches dans le positionnement pédestre utilisent simultanément les multiples capteurs inertiels en fusionnant les données dans des modèles probabilistes tels que le filtre de Kalman [Li et al., 2015] ou encore le filtre particulaire [Qiu et al., 2018] afin d'éliminer ou d'atténuer le bruit. Par exemple, la méthode proposée dans [Kasebzadeh et al., 2014a] [Boscaro et al., 2017] consiste à combiner entre les différentes sorties de différents capteurs (voir la figure IV)) afin de déterminer une sortie finale et d'estimer une probabilité de localisation plus précise à partir d'un point de départ prédéterminé.



Dans l'objectif d'améliorer la précision de la localisation d'un système PDR, dans ce travail nous proposons de fusionner les données provenant des capteurs inertiels en utilisant un autre formalisme de modélisation et de fusion de données qui est la théorie des Dempster-Shafer (DST) [Dempster, 2008]. Comparativement aux probabilités, DST gère mieux les données bruitées ou entachées d'erreurs et surtout qu'elle prend en compte les conflits entre les sources de données.

V) Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les systèmes de localisation en général et de navigation à l'estime pédestre en particulier. Nous avons vu que pour la conception d'un système de localisation et répondre aux besoins attendus de l'utilisateur, il faut essentiellement bien choisir les trois éléments qui le composent : les métriques, les technologies et les méthodes de localisation. Dans le cas des approches PDR reposant sur la détection de pas, la longueur de pas et l'estimation de la direction d'un piéton, les technologies inertielles, notamment les accéléromètres et les gyroscopes sont souvent utilisées. Afin d'améliorer la précision de la localisation du piéton, les données provenant de ces capteurs sont combinées à l'aide des modèles probabilistes.

Le prochain chapitre présentera la théorie de Dempster-Shafer qui sera adoptée dans la solution PDR proposée pour modéliser et combiner les données inertielles.

CHAPITRE II)

THÉORIE DE DEMPSTER-SHAFER

I) Introduction

Parmi les défis les plus importants dans les technologies de l'information et la communication c'est l'acquisition ou l'accès à une information fiable. Par exemple on peut acquérir des informations ou des observations contradictoires pour un même phénomène, donc il sera difficile de déterminer l'information la plus pertinente. De plus, l'information elle-même peut être soumise à de différents types d'imperfections telles que : i) l'*incertitude* qui porte sur la vérité de l'information et exprime un doute sur sa validité. ii) l'*imprécision* qui caractérise le contenu de l'information et mesure donc un défaut quantitatif de l'information. iii) l'*incomplétude* ou l'*ignorance* sont liées à l'absence partielle ou totale d'une information sur un phénomène observé. iv) enfin, le *conflit* qui survient lorsque deux sources d'information observant le même phénomène mènent à des interprétations contradictoires.

Ainsi, dans le domaine de l'intelligence artificielle, plusieurs formalismes ont été mis en place pour résoudre le problème de gestion des informations imparfaites. Ces formalismes sont utilisés pour la représentation des connaissances et pour le raisonnement dans le cadre des imperfections. Parmi ces formalismes appliqués, on trouve la théorie des probabilités et les réseaux Bayésiens, mais ces derniers ne permettent malheureusement pas de prendre en considération toutes les imperfections auxquelles les informations peuvent être soumises tel que l'ignorance (relative au principe de raison insuffisante), en accordant la même probabilité en cas d'absence d'informations. De plus, le problème majeur des probabilités est qu'elles représentent essentiellement l'incertitude et très mal l'imprécision vu qu'elles raisonnent uniquement sur des éléments singletons. Ajouter à cela, le conflit entre les sources d'information n'est pas pris en compte par la théorie des probabilités.

Comme alternative aux probabilités, de nouveaux formalismes ont été mis en œuvre pour gé-

rer les imperfections précédentes dont la théorie de Dempster-Shafer (DST). Cette théorie permet particulièrement de bien modéliser l'incertitude, mais aussi l'imprécision. Elle tient compte également de l'ignorance et des conflits entre les sources d'informations. Dans ce chapitre nous allons présenter les fondements de cette théorie. En premier lieu, nous allons définir la notion du cadre de discernement, les fonctions de masses, de crédibilité et de plausibilité. Puis nous allons présenter en détails les différentes étapes du processus de combinaison d'informations proposé par DST. Ce chapitre se termine par conclusion.

II) Théorie de Dempster-Shafer

La théorie des fonctions de croyance connue sous le nom de théorie de l'évidence a été Introduite par Dempster [Dempster, 2008] et développée par Shafer [Shafer, 1976]. Elle est fondée sur la manipulation des fonctions de masse (m), de plausibilité (Pls) et de croyance (Bel). Ce modèle est suffisamment souple pour être appliqué dans plusieurs domaines des sciences et technologies de l'information.

II.1) Cadre de discernement

La théorie des fonctions de croyance repose sur plusieurs notions, la première étant le cadre de discernement noté Θ , qui est un ensemble décrivant toutes les solutions possibles d'un problème traité, tel que :

$$\Theta = \{H_1, H_2, \dots, H_n\} \quad (\text{II}.1)$$

où n étant le nombre d'hypothèses de l'ensemble Θ

Si on suppose que toutes les valeurs possibles que peut prendre une solution sont énumérées dans l'ensemble Θ , alors on est dans le cas du monde fermé, sinon dans le monde ouvert. À partir du cadre de discernement Θ on construit l'ensemble puissance noté 2^Θ qui contient tous les sous ensembles de Θ donné par :

$$2^\Theta = \{H_1, H_2, \dots, H_n, H_1 \cup H_2, \dots, \emptyset, \Theta\} \quad (\text{II}.2)$$

Cet ensemble comprend les hypothèses singletons ainsi que toutes les disjonctions, incluant aussi l'ensemble vide \emptyset .

II.2) Fonction de masse

Une fonction m appelée fonction de masse représente une connaissance imparfaite, elle est souvent associée à une source d'information. Elle est définie sur l'ensemble 2^Θ à valeur dans

$[0, 1]$, c'est-à-dire, la fonction m permet d'associer à chaque élément de 2^Θ , une valeur comprise entre 0 et 1. Elle est donnée comme suit :

$$m : 2^\Theta \rightarrow [0, 1] \text{ tel que : } \forall A \in 2^\Theta, \sum m(A) = 1 \quad (\text{II.3})$$

La masse $m(A)$ appelée masse de croyance ou le degré de confiance affecté à A . Pour chaque élément $A \in 2^\Theta$, tel que $m(A) > 0$, on dit que A est un élément focal. Dans un monde fermé $m(\emptyset) = 0$.

A partir des fonctions de masse on définit les fonctions de crédibilité et de plausibilité qui modélisent l'imprécision et l'incertitude sur les hypothèses considérées par une source d'information.

II.3) Fonction de crédibilité

La crédibilité d'un élément $A \in 2^\Theta$ notée $Bel(A)$, représente la croyance minimale soutenant une proposition A . Elle est définie comme suit :

$$\forall A \in 2^\Theta, Bel(A) = \sum_{\substack{B \subseteq A \\ B \neq \emptyset}} m(B) \quad (\text{II.4})$$

Dans un monde fermé, nous avons les propriétés suivantes :

$$\begin{cases} Bel(\emptyset) = 0 \\ Bel(\Theta) = 1 \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

II.4) Fonction de plausibilité

La plausibilité d'un élément $A \in 2^\Theta$ notée $Pls(A)$, mesure la confiance maximale que l'on peut avoir en A . Elle est définie comme suit :

$$\forall A \in 2^\Theta, Pls(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (\text{II.6})$$

L'intervalle de confiance $[Bel(A), Pls(A)]$, appelé aussi intervalle de croyance, représente l'incertitude (la vraie connaissance) que l'on a sur un élément donné par l'ensemble de ses valeurs. $Bel(A)$ représente la confiance minimale attribuée à A tandis que $Pls(A)$ représente la confiance maximale accordée à A . La longueur de l'intervalle est indicative de l'ignorance que l'on a sur A .

III) Processus de combinaison d'informations proposé par DST

Étant donné m sources d'informations S_1, S_2, \dots, S_m qui observent un phénomène représenté par les hypothèses de l'ensemble Θ . L'objectif de la combinaison d'informations consiste à prendre une décision sur un élément de 2^Θ en combinant les informations fournies par chaque source S_j concernant l'élément en question. Ce processus est appliqué en quatre étapes principales qui sont les suivantes.

III.1) Modélisation

La modélisation est la première étape du processus DST. Son but est de mettre au point un système de décision performant, car la qualité de la modélisation se reflète dans la partie de décision, plus la modélisation est conforme aux informations disponibles, plus le résultat de décision est cohérent. Elle commence par la définition du cadre de discernement, qui est un élément très important dans la modélisation, qui consiste à réunir toutes les hypothèses ou les propositions possibles qu'une solution peut prendre. Ensuite, c'est la définition des fonctions de masse qui vont permettre l'affectation des masses aux différents éléments de l'ensemble 2^Θ .

III.2) Estimation

L'estimation est une étape qui dépend de la modélisation, car une fois qu'on a défini le cadre de discernement et les fonctions de masse, l'étape suivante est d'attribuer des masses de croyance aux hypothèses selon chaque source d'information. La possibilité d'affecter des masses aux hypothèses composées de l'ensemble 2^Θ constitue un grand avantage car elle permet une modélisation très riche et très souple. L'estimation des masses est une tâche qui n'a pas qu'une seule méthode universelle pouvant s'appliquer à tous les problèmes et applications, il existe des études qui ont proposé des modélisations ou des estimations de masses spécifiques à un problème traité, les informations utilisées pour la modélisation des masses sont souvent des informations à priori liées aux observations sur les hypothèses. D'une façon générale l'attribution des masses peut se faire selon plusieurs méthodes, quelques unes sont citées dans cette partie.

Fonctions simples

Fonction de masse normale : Est la fonction de masse élémentaire qui a été définie par la formule (II.3), c'est la fonction de masse la plus générale.

Fonction de masse Bayésienne : Un jeu de masse est dit Bayésien si les éléments focaux du cadre de discernement se réduisent aux singletons

$$\forall A_i \in 2^\Theta, m(A_i) > 0 \quad (\text{II.7})$$

Fonction de masse à support simple : Une fonction de support simple n'a que deux éléments focaux, un sous ensemble A_i et Θ , elle est caractérisée par l'attribution de masses suivante :

$$\begin{cases} m(A_i) = h \\ m(\Theta) = 1 - h \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

avec h étant la masse affectée à A_i .

Fonction de masse spécialisée : Est une fonction de masse complémentaire avec 3 éléments focaux : A , \bar{A} et Θ , elle est définie par :

$$m(A) > 0, m(\bar{A}) > 0, m(\Theta) > 0 \quad (\text{II.9})$$

où \bar{A} étant le complémentaire de l'ensemble A

Fonction de l'ignorance totale : Dans le cas où aucune hypothèse du cadre de discernement ne peut être distinguée par la source considérée, la masse entière est focalisée sur Θ :

$$m(\Theta) = 1 \quad (\text{II.10})$$

Fonction de connaissance sûre : Si une information signale la réalisation sûre d'un événement A_i , la masse entière s'y focalise :

$$m(A_i) = 1 \quad (\text{II.11})$$

Approches probabilistes

Approche de Dubois-Prade : Cette modélisation proposée par Dubois-Prade [Dubois and Prade, 1988], utilise les probabilités bayésiennes, on suppose que Θ contient N hypothèses différentes, la construction des masses se fait comme suit :

- les probabilités sont ordonnées par ordre décroissant $P(H_{j(1)}) > P(H_{j(2)}) > \dots > P(H_{j(N)})$, j étant la fonction des ordres des indices.

— l'équation de l'attribution générale des masses est donnée comme suit :

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, N - 1\} : \begin{cases} m(\bigcup_{K=1}^i) & = i [P(H_{j(i)}) - P(H_{j(i+1)})] \\ m(\Theta) & = NP(H_{j(N)}) \end{cases} \quad (\text{II}.12)$$

Approche de Appriou : Appriou [Appriou, 1991] propose deux méthodes de modélisation des masses fondées sur les probabilités conditionnelles $P(S_j | H_q)$, H_q est une hypothèse observée selon la source S_j . Ces modèles reposent sur l'estimation de $P(S_j | H_q)$ dont le principe est d'étendre les modèles sur les singletons à l'aide des fonctions simples en intégrant un coefficient de fiabilité de la source S_j .

▷ Premier modèle défini comme suit :

$$\begin{cases} m_{qj}(H_q) & = \frac{\alpha_{qj} R_j P(S_j | H_q)}{1 + R_j P(S_j | H_q)} \\ m_{qj}(\bar{H}_q) & = \frac{\alpha_{qj} R_j}{1 + R_j P(S_j | H_q)} \\ m_{qj}(\Theta) & = 1 - \alpha_{qj} \end{cases} \quad (\text{II}.13)$$

R_j est un terme de normalisation de la source j donné par

$$R_j \in \left[0, \frac{1}{\max_{S_j} P(S_j | H_q)} \right] \quad (\text{II}.14)$$

Le terme α_{qj} est le terme d'affaiblissement lié à cette source, Appriou propose de fixer α_{qj} à 1 dans le cas de confiance élevée et 0.9 dans les autres cas.

▷ Deuxième modèle défini comme suit :

$$\begin{cases} m_{qj}(H_q) & = 0 \\ m_{qj}(\bar{H}_q) & = \alpha_{qj}(1 - R_j P(S_j | H_q)) \\ m_{qj}(\Theta) & = 1 - \alpha_{qj}(1 - R_j P(S_j | H_q)) \end{cases} \quad (\text{II}.15)$$

Modèle de distance

La modélisation basée sur la distance a été introduite par Denoeux [Denoeux, 1995], cette approche s'inspire du principe de la méthode des K plus proches voisins (Kppv), l'appartenance d'un élément x à une hypothèse donnée se déduit à partir de l'appartenance de ses K plus proches voisins. Un ensemble d'apprentissage est nécessaire pour cette modélisation. Soit un vecteur x à classer possédant un ensemble de caractéristiques, et soit un vecteur x_i de l'ensemble d'apprentissage séparé d'une distance d en terme de caractéristiques à x . L'approche d'estimation distance consiste à affecter une part de croyance à l'hypothèse H_q de Θ selon la distance d retrouvée, le

reste (l'ignorance) est affecté à Θ . Les K plus proches voisins de $x(x_1, x_2, \dots, x_k)$, sont considérés comme des sources d'informations sur l'appartenance de x , chaque source sera représentée par une fonction de masse construite de la manière suivante :

$$\begin{cases} m_i(H_q) = \alpha_q \exp(-\gamma_q^2 d(x, x_i)^2) \\ m_i(\Theta) = 1 - m_i(H_q) \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

- Le paramètre $d(x, x_i)$ est la distance (qui peut être euclidienne) entre x et son voisin x_i .
- Le paramètre $\alpha_q \in [0, 1]$ est un coefficient d'affaiblissement, Denoeux propose de prendre :

$$\alpha_q = 0.95.$$

- Le dernier paramètre γ_q est lié à l'hypothèse H_q et se définit par Denoeux comme suit :

$$\gamma_q = 1/d_q$$

où d_q est la distance moyenne des éléments qui appartiennent à l'hypothèse H_q .

Chaque voisin donne uniquement une information sur son appartenance à une hypothèse donnée indépendamment des autres hypothèses.

III.3) Combinaison

Plusieurs sources d'informations peuvent apporter des connaissances sur un même ensemble de discernement, ces sources fournissent des observations différentes sur les hypothèses.

La combinaison d'informations est un des atouts de la théorie de l'évidence, elle repose sur l'utilisation d'opérateurs permettant de combiner les fonctions de masses à partir des masses m_j obtenue sur chacune des sources d'informations S_j . Cette combinaison permet d'extraire une connaissance globale afin d'améliorer la prise de décision.

Il existe plusieurs règles de combinaisons des sources possibles que nous allons aborder dans cette sous-section. Les masses qui proviennent de chaque source attribuées à un élément A de l'ensemble puissance sont notées respectivement : $m_1(A), m_2(A), \dots, m_n(A)$.

Règles de combinaison

DST propose plusieurs règles de combinaison principalement les règles conjonctives, les règles disjonctives et les règles hybrides.

Combinaison conjonctive L'approche conjonctive a été introduite par Dempster [Dempster, 2008] et reprise par Shafer [Shafer, 1976], elle repose sur la combinaison des fonctions de masses en considérant les intersections des éléments de 2^Θ , les règles les plus connues sont : la règle de Dempster, la règle de Smets et celle de Yager.

Règle de Dempster La règle (ou somme) orthogonale de Dempster-Shafer permet de combiner deux fonctions de masse ou plus en une seule. Pour deux fonctions de masse m_1 et m_2 et B_1 et $B_2 \in 2^\Theta$, elle s'écrit comme suit :

$$\forall A \in 2^\Theta / \{\emptyset\}, m_{1 \oplus 2}(A) = \frac{1}{1 - K} \sum_{B_1 \cap B_2 = A} m_1(B_1)m_2(B_2) \quad (\text{II}).17)$$

Où K correspond à la masse affectée à l'ensemble vide calculée par :

$$K = \sum_{B_1 \cap B_2 = \emptyset} m_1(B_1)m_2(B_2) \quad (\text{II}).18)$$

Donc la masse de \emptyset devient $m(\emptyset) = 0$

- La grandeur K représente le degré de conflit entre les fonctions de masses m_1 et m_2 , $1 - K$ appelé facteur de normalisation.
- Pour $K=1$, les deux sources S_1 et S_2 sont considérées complètement conflictuelles, si $K=0$, S_1 et S_2 sont parfaitement en accord.
- Le facteur de normalisation $1 - K$ permet d'ignorer le conflit entre les sources à condition que le conflit ne soit pas grand, sinon le résultat de la combinaison sera moins sure.
- Cette règle est utilisée sous deux conditions :
 1. les fonctions de masses m_1 et m_2 ne soient pas en conflit total ($K \neq 1$)
 2. les sources d'informations à combinées soient indépendantes, pas dans le sens statistique mais dans le sens cognitif ce qui veut dire qu'il n'y a pas de concertation entre les sources avant de délivrer les croyances.

Cette règle a été utilisée dans plusieurs travaux notamment dans [Boscaro et al., 2017] qui illustre comment reproduire la décision humaine pour la modélisation et la fusion des différentes fonctionnalités multi-sens où ils ont proposés une règle de décision automatique pour le calcul des fonctions de masse et des intervalles de confiances pour quantifier la décision finale. Également, les auteurs de [Kasebzadeh et al., 2014b] ont adopté cette règle dans leur approche basée sur des algorithmes de pertes de chemins afin d'affaiblir la complexité et le nombre de paramètres utilisés. La combinaison des estimateurs de position a amélioré la précision de la localisation des utilisateurs mobiles.

Règle de Smets Cette règle proposée par Smets [Smets, 1990] est non normalisée du moment qu'elle autorise l'affectation d'une masse non nulle à l'ensemble vide \emptyset après la combinaison. Elle est applicable sous l'hypothèse du monde ouvert dans lequel la masse attribuée à l'ensemble vide représente le degré de croyance en une hypothèse inconnue et non énumérée dans Θ .

Pour deux fonctions de masse m_1 et m_2 et B_1 et $B_2 \in 2^\Theta$, la règle de Smets s'écrit comme

suit :

$$\forall A \in 2^\Theta / \{\emptyset\}, m_{conj}(A) = \sum_{B_1 \cap B_2 = A} m_1(B_1)m_2(B_2) \quad (\text{II}.19)$$

Elle est utilisée lorsque les sources sont fiables. La masse conflictuelle K est attribuée à \emptyset en supposant que la solution peut ne pas se trouver dans Θ .

Règle de Yager Yager propose un modèle en monde fermé où la masse de conflit est affectée au cadre à Θ . Le conflit est ainsi transformé en ignorance.

Pour deux fonctions de masse m_1 et m_2 et B_1 et $B_2 \in 2^\Theta$, la règle de Yager est définie comme suit :

$$\forall A \in 2^\Theta / \{\emptyset, \Theta\} : \begin{cases} m_{yag}(A) &= \sum_{B_1 \cap B_2 = A} m_1(B_1)m_2(B_2) \\ m_{yag}(\Theta) &= \sum_{B_1 \cap B_2 = \Theta} m_1(B_1).m_2(B_2) + K \\ m_{yag}(\emptyset) &= 0 \end{cases} \quad (\text{II}.20)$$

Cette règle considère qu'au moins une source d'information est fiable, ce qui veut dire que la solution est obligatoirement dans Θ .

Combinaison disjonctive Dans le cas où une source est considérée fiable alors qu'il existe d'autres sources non fiables, la combinaison conjonctive peut engendrer une perte d'information. A l'inverse de l'approche conjonctive, l'approche disjonctive [Smets, 1993] considère les unions entre les éléments de 2^Θ .

Pour deux fonctions de masse m_1 et m_2 et B_1 et $B_2 \in 2^\Theta$, la règle disjonctive s'écrit comme suit :

$$\forall A \in 2^\Theta, m_{disj}(A) = \sum_{B_1 \cup B_2 = A} m_1(B_1)m_2(B_2) \quad (\text{II}.21)$$

Combinaison hybride Pour chercher à conserver les avantages de la combinaison conjonctive et disjonctive, des combinaisons mixtes ont été proposées.

Règle de Dubois et Prade Cette règle proposée par Dubois-Prade [Dubois and Prade, 1988] suppose qu'au moins une des sources à combiner est fiable. Pour deux fonctions de masse m_1 et m_2 et B_1 et $B_2 \in 2^\Theta$, la règle de Dubois et Prade s'écrit comme suit :

$$\forall A \in 2^\Theta / \{\emptyset\} \begin{cases} m_{DP}(A) &= \sum_{B_1 \cap B_2 = A} m_1(B_1)m_2(B_2) + \sum_{\substack{B_1 \cup B_2 = A \\ B_1 \cap B_2 = \emptyset}} m_1(B_1)m_2(B_2) \\ m_{DP}(\emptyset) &= 0 \end{cases} \quad (\text{II}.22)$$

Cette règle est commutative mais pas associative.

Règle de Florea et al. Cette combinaison consiste à calculer une moyenne entre les résultats des combinaisons conjonctive et disjonctive pondérée en fonction des conflits comme suit :

$$\forall A \in 2^\Theta / \{\emptyset\}, m_{Rob}(A) = \beta_1(K)m_{disj}(A) + \beta_2(K)m_{conj}(A) \quad (\text{II}.23)$$

avec :

$$\beta_1 = \frac{K}{1-K+K^2} \text{ et } \beta_2 = \frac{1-K}{1-K+K^2}$$

β_1 et β_2 peuvent admettre $K = \frac{1}{2}$ comme poids symétrique.

Imperfections liées aux sources d'informations

En plus du problème d'imperfections des informations, il faut ajouter aussi les imperfections liées aux sources d'informations elles mêmes (conflit, fiabilité,...). Ces imperfections doivent aussi être intégrées dans la modélisation et prises en compte dans la combinaison.

Le conflit est la contradiction qui peut apparaître entre différentes sources d'informations qui ne sont pas parfaites. La grandeur K définie précédemment représente le conflit, K caractérise et quantifie le désaccord entre les différentes sources impliquées dans le processus de combinaison.

Les raisons de l'apparition de ce conflit sont multiples, parmi elles, on peut citer :

- La non-exhaustivité du cadre de discernement Θ ,
- le manque de fiabilité des sources d'information (source défaillante lors de la phase d'acquisition, mauvaise définition de la plage de fonctionnement du capteur,...)
- les erreurs lors de la phase de modélisation des informations (une modélisation imprécise des fonctions de croyance)
- l'inconsistance des observations menées par les sources.
- le conflit qui apparait lorsque le nombre de sources impliquées dans la phase de combinaison est important
- le conflit qui peut être généré lorsque les sources n'observent pas le même phénomène.

Comme cité précédemment, une des origines du conflit est la non fiabilité d'au moins une des sources d'information, par exemple un capteur qui envoie des mesures aberrantes par manque de fiabilité. La fiabilité d'une source comporte deux aspects : la pertinence et la sincérité.

Pertinence : une source est considérée pertinente si elle est compétente sur le sujet sur lequel elle s'exprime, c'est à dire qu'une source donne une information sure.

Sincérité : une source est dite sincère si l'information qu'elle fournit est bien ce qu'elle possède.

Tout comme le conflit, la fiabilité des sources doit aussi être modélisée. Par exemple la non fiabilité d'une source d'information (capteur par exemple) peut être réglée par l'affaiblissement des fonctions de masse avant la combinaison en utilisant un coefficient d'affaiblissement.

Du moment qu'on arrive à quantifier la fiabilité de chaque source, on peut réduire les masses de croyance attribuées par des sources d'informations non fiables. Le nouveau jeu de masses correspondant à une source affaiblie est calculé comme suit :

$$\forall A \in 2^\Theta : \begin{cases} m_\alpha^j(A) &= \alpha m^j(A) \\ m_\alpha^j(\Theta) &= 1 - \alpha(1 - m^j(A)) \end{cases} \quad (\text{II.24})$$

avec $\alpha \in [0, 1]$ le coefficient d'affaiblissement ou le degré de fiabilité de la source. Dans le cas ou $\alpha_j = 0$, la source S_j n'est pas du tout fiable, et dans ce cas toute la masse est affectée à Θ : $m_j(\Theta) = 1$, ce qui représente l'ignorance totale.

III.4) Prise de décision

C'est l'étape finale du processus DST, une fois les sources d'information combinées, il est nécessaire de prendre une décision finale, la prise de décision consiste à sélectionner l'hypothèse la plus probable (simple ou composée) parmi les hypothèses de départ en se basant sur la fonction de masse obtenue après combinaison des connaissances apportées par les différentes sources.

Dans le cadre de la théorie de l'évidence, deux grandeurs sont disponible : la crédibilité et la plausibilité. Le choix de la règle de décision reste dépendant de l'application ou du problème considéré.

Les critères de décision les plus utilisés sont : le maximum de crédibilité, le maximum de plausibilité et le maximum de probabilité pignistique.

Maximum de crédibilité La crédibilité (Bel) s'interprète comme la borne inférieure de la probabilité. La décision fondée sur le maximum de crédibilité est donc une décision pessimiste, car ce mode favorise les singletons en donnant le minimum de chance aux disjonctions. Pour une décision D_k qui correspond à l'hypothèse H_k de Θ , ce mode est exprimé comme suit :

$$\forall H_i \in \Theta, Bel(H_k) = \max Bel(H_i) \quad (\text{II.25})$$

Maximum de plausibilité La plausibilité (Pls) s'interprète comme la borne supérieure de la probabilité. La décision de maximum de plausibilité est alors une décision optimiste. il faut faire un choix sur le nombre d'hypothèse qu'on souhaite retenir, le choix le plus courant une hypothèse ou deux, sachant qu'une hypothèse composée a toujours une plausibilité plus élevée qu'une hypothèse singleton. Pour une décision D_k qui correspond à l'hypothèse H_k de Θ , ce mode est donné par :

$$\forall H_i \in \Theta, Pls(H_k) = \max Pls(H_i) \quad (\text{II.26})$$

Maximum de probabilité pignistique Ce mode proposé par Smets [Smets, 1989] est un compromis entre le critère du maximum de plausibilité et du maximum de crédibilité. Il consiste à revenir au cadre probabiliste, en transformant les masses dans 2^Θ en probabilités sur les singletons. Autrement dit, ce mode consiste à répartir les masses placées sur les éléments différents d'un singleton sur les singletons qui les composent.

$$BetP(A) = \sum_{\substack{B \in 2^\Theta / \{\emptyset\} \\ A \in B}} m(B) \frac{card(A \cap B)}{card(B)} \quad (\text{II.27})$$

La masse de l'hypothèse composée B est répartie entre les singletons de B . La décision D_k qui correspond à l'hypothèse H_k de Θ est sélectionnée comme suit :

$$\forall H_i \in \Theta, BetP(H_k) = \max BetP(H_i) \quad (\text{II.28})$$

IV) Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les éléments essentiels pour la compréhension de la théorie proposée par Dempster et Shafer. Nous avons vu que cette théorie permet de représenter plusieurs aspects d'informations imparfaites à l'aide des fonctions de masses, de crédibilité et de plausibilité. Elle permet également de prendre en compte la fiabilité des sources en affaiblissant les masses de croyance des sources moins fiables. De plus, nous avons présenté le processus proposé par DST pour la combinaison des informations issues de plusieurs sources qui se compose de quatre étapes, la modélisation des informations, l'estimation des masses, puis la combinaison des masses et enfin la prise de décision. DST offre plusieurs avantages tels que différentes règles de combinaison permettent une meilleure gestion de conflit entre les sources d'informations et critères de décision. Néanmoins, souvent les règles de combinaison dépendent du domaine d'application ce qui nécessite d'expérimenter plus afin de choisir la plus adéquate.

Dans le chapitre qui suit, nous allons exposer la méthode de détection de pas que nous proposons dans le cadre de la navigation pédestre en intérieur en utilisant les données issues des capteurs inertiels. Les différentes étapes du processus DST sont appliquées pour la détection de pas.

CHAPITRE III)

DÉTECTION DE PAS BASÉE SUR DST

I) Introduction

Plusieurs méthodes ont été mises en œuvres pour la localisation de piétons dans des endroits fermés. Certaines d'entre elles présentées dans le premier chapitre utilisent les données issues des capteurs inertiels portés sur le piéton pour la détection de pas, l'estimation de la longueur de pas et l'estimation de la direction. Cependant, la démarche diffère d'une personne à une autre et lors de la marche la longueur de pas n'est pas la même pour une personne ce qui complique le conception des systèmes PDR.

Ce chapitre présente une nouvelle approche de détection de pas basée sur la théorie de Dempster-Shafer pour améliorer la navigation indoor pédestre en utilisant la technologie des capteurs inertiels. Il est organisé comme suit, premièrement, nous allons commencer par énumérer les étapes de détection de pas commençant par le filtrage de données, l'attribution des masses de croyances, allant jusqu'à la combinaison des masses en utilisant la théorie de Dempster-Shafer illustrée dans le deuxième chapitre pour la fusion de données. Dans un second lieux, une description sur l'estimation de la longueur de pas sera ajoutée pour enfin finir avec une conclusion.

II) Motivation de l'utilisation de DST pour la détection de pas

Pour le suivi de leurs activités physiques, les personnes sont généralement équipées de capteurs inertiels. Récemment, ces capteurs sont intégrés dans des smartphones ou des vêtements portés en permanence par les personnes, ce qui facilite grandement la collecte de données. Cependant, dans la pratique, les données inertiels sont loin d'être parfaites, soit à cause de la qualité des capteurs qui sont low-cost, ou à cause de la nature des mouvements de l'être humain qui changent parfois

de manière inattendue. C'est la raison pour laquelle les approches PDR donnent des résultats qui ne sont pas satisfaisants particulièrement en environnement intérieur.

Afin d'améliorer la précision de la navigation pédestre basée sur les capteurs inertiels, et plus précisément la détection de pas, nous proposons de modéliser les imperfections des données inertielles et de fusionner ces dernières en utilisant la théorie de Dempster-Shafer. En effet, comme les accéléromètres et les gyroscopes sont souvent présents dans une même unité ou gadget, nous allons combiner les deux types de données inertielles après traitement afin de tirer profit des avantages de chacun des capteurs.

III) Approche de détection de pas proposée

Les données issues d'un accéléromètre (les accélérations) ou d'un gyroscope (les vitesses angulaires) sont des signaux qui peuvent être représentés par des courbes comme celle de la figure III).1.

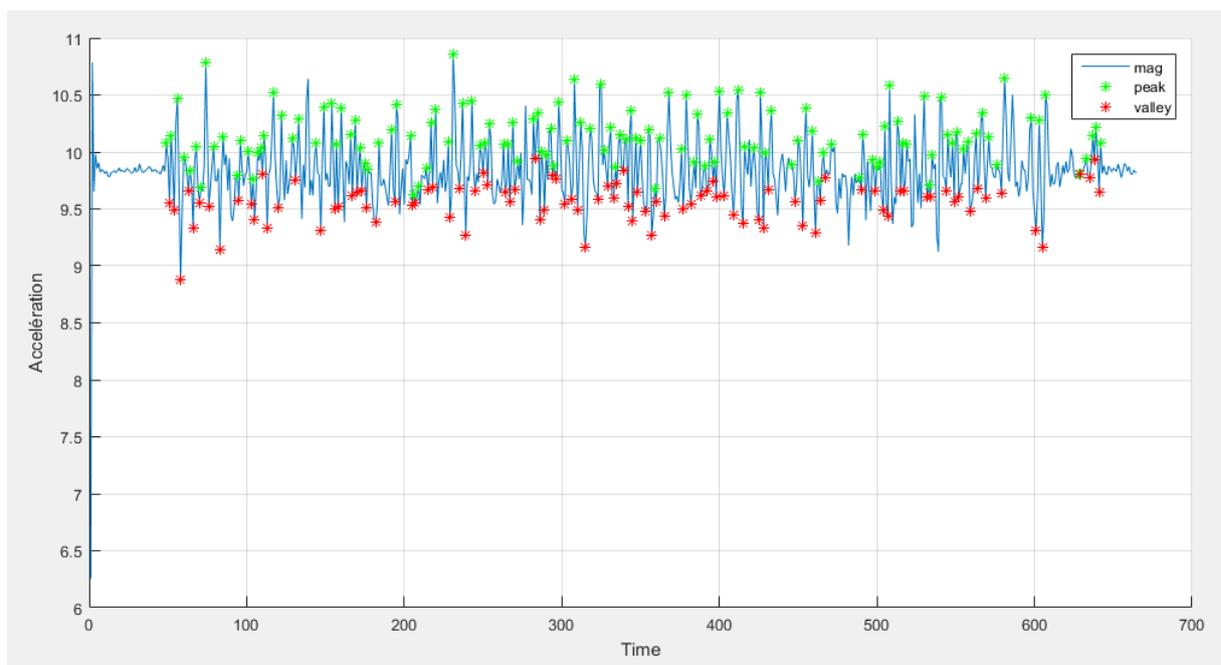


FIGURE III).1 – Détection de pas à partir d'un signal de l'accéléromètre.

Un pas se définit généralement par un pic et une vallée dans le signal : le début d'un pas est interprété par la détection d'un pic et sa fin par une vallée (voir la figure III).1) :

- Pic : un pic est un point maximal atteint par la courbe, dans les signaux d'accélération on y trouve beaucoup de points maximaux faisant référence à un ensemble de pics cycliques.
- Vallée : une vallée est un point minimal atteint par la courbe, comme pour les pics, dans les signaux d'accélération on y trouve beaucoup de points minimaux faisant référence à un

ensemble de vallées cycliques.

Donc, la détection de pas revient à trouver un pic suivi immédiatement d'une vallée. Cependant, ce n'est pas tous les pics suivis de vallées sont des pas valides puisque le changement des accélérations peuvent survenir lors d'un autre mouvement autre que le déplacement des pieds. Un pas peut être aussi détecté à partir des vitesses angulaires en respectant les mêmes conditions que pour les accélérations.

Dans le but de mieux distinguer un vrai pas d'un faux pas en utilisant les accélérations et les vitesses angulaires simultanément, nous proposons d'appliquer DST dans ces 4 étapes (modélisation, attribution de masses, combinaison et prise de décision) sur les pics et vallées détectés à partir des 2 types de signaux. La figure III).2 illustre les différentes étapes de la solution proposée dès la réception des données jusqu'à la validation des pas détectés.

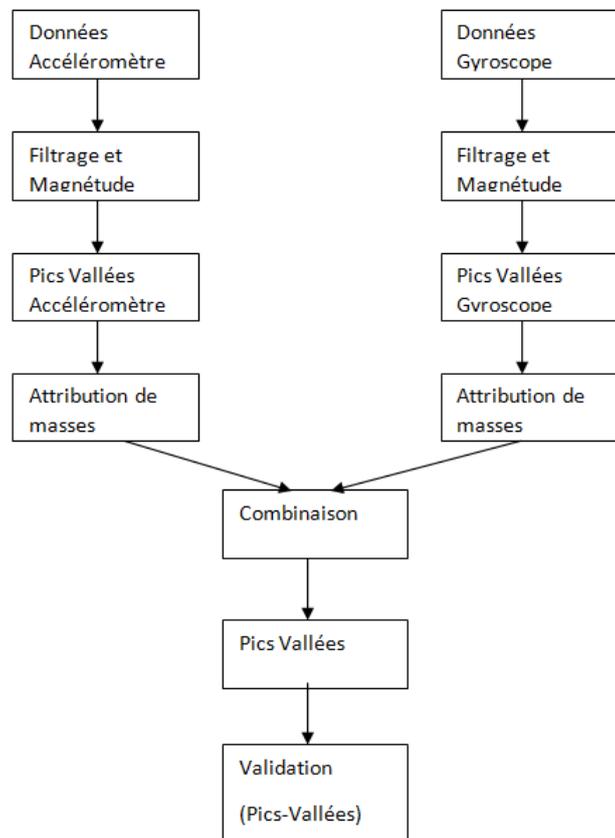


FIGURE III).2 – Schéma illustrant les étapes de l'approche proposée

Les données inertielles utilisées peuvent être issues de capteurs intégrés dans un smartphone ou d'un autre dispositif attaché à une partie du corps, à la main ou au buste par exemple, ou mis dans la poche ou même dans un sac à dos. Dans ce qui va suivre, nous allons détailler des étapes présentées dans la figure III).1.

IV) Filtrage des signaux et détection des pics et vallées

IV.1) Filtrage des signaux

Avant de détecter les pics et les vallées de chaque signal un traitement doit d'abord être effectué sur ce dernier, c'est ce qu'on appelle le filtrage de signaux. Filtrer un signal consiste à éliminer tous les bruits qui peuvent infecter ce dernier. Plusieurs filtres peuvent être appliqués pour éliminer les faux pics et vallées détectés en estimant une fréquence de coupure souvent identifié aléatoirement.

— Fréquence de coupure : elle est définie comme étant la fréquence limite d'un signal utile, elle est utilisée pour délimiter l'ensemble des fréquences formant ou pas le signal d'origine.

Il existe trois filtres de bases :

— filtre passe-haut : qui consiste à laisser passer les hautes fréquences et éliminer les basses fréquences en dessous de la fréquence de coupure.

— filtre passe-bas : qui consiste à laisser passer les basses fréquences et éliminer les hautes fréquences en dessus de la fréquence de coupure.

— filtre passe-bande : qui consiste à combiner entre les deux filtres passe-haut et passe-bas.

Afin d'éliminer les hautes fréquences constituant les signaux de l'accéléromètre et du gyroscope, le filtre passe-bas a été appliqué pour les données des deux capteurs.

Ainsi, le filtre peut être appliqué soit avant le calcul de la magnitude des données issues des trois axes x , y , z en filtrant chaque axe à part, ou bien après le calcul de la magnitude des données.

La magnitude est appliquée pour pouvoir représenter l'amplitude des deux signaux (accéléromètre et gyroscope) par rapport à zéro, et qui représente la vibration sur les coordonnées des trois axes. Généralement, la magnitude est moins sensible au bruit par rapport à un axe pris seul. Elle est calculée comme suit :

$$\sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (\text{III}.1)$$

IV.2) Détection des pics et vallées

Après avoir appliqué les filtres sur chaque signal, vient ensuite l'étape de détection de pics et vallées. Vu que la détection de pics est un problème largement étudié en traitement de signal, nous préférons utiliser des fonctions prédéfinies connues et intégrées dans les environnements de programmation comme Matlab qui sera présenté dans le chapitre 4. La fonction utilisée "findpeaks" consiste à retourner les maxima locaux (pics) d'un signal en entrée ainsi que leurs instants de détection. Évidemment, il suffit d'inverser le signal pour obtenir les vallées et leurs instants de détection en utilisant la même fonction.

V) Application de DST pour la détection de pas

V.1) Définition des cadres de discernement

Ce n'est pas tous les pics (ou vallées) détectés dans un signal qui sont valides. C'est à partir d'une certaine hauteur (seuil) que l'on considère un pic valide (*pic*). Dans le cas contraire il est considéré non valide (*nonpic*). Ainsi, le cadre de discernement utilisé pour la représentation de la détection de pics est : $\Theta = \{pic, nonpic\}$. L'ensemble 2^Θ qui prend en compte le cas où on n'arrive pas à distinguer entre les deux états sera donc :

$$2^\Theta = \{pic, nonpic, \Theta\} \quad (III).2)$$

Un autre cadre de discernement est aussi défini de la même manière pour les vallées : $\Theta_1 = \{vallée, nonvallée\}$. L'ensemble puissance est défini alors par :

$$2^{\Theta_1} = \{vallée, nonvallée, \Theta_1\} \quad (III).3)$$

V.2) Attribution des masses de croyances

Dans cette étape nous allons attribuer des masses de croyance aux éléments des ensembles puissances (2^Θ et 2^{Θ_1}). Comme la théorie de Dempster-Shafer ne propose pas de méthode universelle pour l'estimation des fonctions de masse, nous allons nous appuyer sur le modèle probabiliste. Ainsi, dans le cas où les données ne permettent pas de distinguer entre un *pic* et un *nonpic*, une probabilité représentant cette incertitude sera attribuée à Θ . Dans le cas contraire, nous sommes certains que les données disponibles arrivent à distinguer entre un *pic* et un *nonpic*. Soit p la probabilité de la certitude alors la probabilité de l'incertitude sera $1 - p$ et constituera la masse de croyance attribuée à Θ . Maintenant, dans le cas de la certitude, où la distinction est possible, si la probabilité pour qu'un pic soit considéré vrai est de q , alors la probabilité qu'il soit considéré faux est de $1 - q$. L'attribution des masses de croyances pour l'ensemble est donnée par la formule III).4 :

$$\begin{cases} m(pic) = p * q \\ m(nonpic) = p * (1 - q) \\ m(\Theta) = 1 - p \end{cases} \quad (III).4)$$

Le même raisonnement est appliqué pour l'attribution des masses de croyance en ce qui concerne le deuxième cadre de discernement. C'est ce qui nous amène à l'attribution des masses suivant la

formule III).5 :

$$\begin{cases} m(vallée) = p * q \\ m(nonvallée) = p * (1 - q) \\ m(\Theta_1) = 1 - p \end{cases} \quad (III).5$$

Les valeurs des probabilités p et q sont définies en fonction de la hauteur du signal. La probabilité p d'un pic devient plus élevée avec l'augmentation de la hauteur du signal. Cependant, si la hauteur n'atteint pas la moyenne des hauteurs du signal, la probabilité diminue. Quant aux probabilités des vallées elles sont inversement dépendante de la hauteur du signal. La distribution des probabilités s'est faites en utilisant une fonctions prédéfinie "trapmf" dans Matlab qui permet de calculer les valeurs d'appartenance floues à l'aide d'une fonction d'appartenance trapézoïdale.

En prenant en considération les données issues de l'accéléromètre ainsi que celles issues du gyroscope, deux masses de croyance sont attribuées à chaque élément appartenant à 2^Θ et à 2^{Θ_1} . Ainsi, afin d'exploiter les données des deux capteurs simultanément pour la détection de pas, DST propose de combiner les masses de croyances.

V.3) Combinaison des masses de croyances

Une fois les masses attribuées, vient ensuite l'étape de la Combinaison. La théorie de Dempster-Shafer propose plusieurs règles de combinaison (certaines sont cités dans le deuxième chapitre) pour combiner les masses de croyances issues de diverses sources d'information. La règle de combinaison la plus connue et probablement la plus utilisée est la règle de Dempster définie par la formule III).6 :

$$\forall A \in 2^\Theta / \{\emptyset\}, m_{1 \oplus 2}(A) = \frac{1}{1 - K} \sum_{B_1 \cap B_2 = A} m_1(B_1)m_2(B_2) \quad (III).6$$

où K représente le facteur de conflit entre les sources d'information :

$$K = \sum_{B_1 \cap B_2 = \emptyset} m_1(B_1)m_2(B_2) \quad (III).7$$

L'application de cette règle sur les masses des pics permet d'avoir une seule masse pour chaque pic. Idem pour les vallées, nous aurons une seule masses pour chaque vallée.

V.4) Prise de décision

Dans ce travail, la prise de décision revient à la validation des pics et des vallées à utiliser par la suite pour la détection de pas. DST propose également plusieurs modes de prise de décision. Le choix de l'un des modes dépend principalement de l'application. Dans notre cas, les ensembles

puissances ne contiennent que trois éléments focaux chacun avec deux éléments complémentaires. Donc, l'application du mode max de crédibilité ou bien max de plausibilité donne des résultats identiques vu que le calcul de crédibilité avec $pic \not\subseteq nonpic, nonpic \not\subseteq pic$, et le calcul de plausibilité en ajoutant la masse de Θ aux deux éléments pic et $nonpic$ reste la même, et le maximum entre les deux éléments ne change pas.

En somme, le maximum de masses de croyance est utilisé pour valider les pics et les vallées. Si $m_{1\oplus 2}(pic) > m_{1\oplus 2}(nonpic)$ et $m_{1\oplus 2}(pic) > m_{1\oplus 2}(\Theta)$ alors le pic est validé. De même si $m_{1\oplus 2}(vallée) > m_{1\oplus 2}(nonvallée)$ et $m_{1\oplus 2}(vallée) > m_{1\oplus 2}(\Theta_1)$ alors la vallée est validée. Si le nombre de pics ou de vallées est très élevé, un seuil de masse de croyance peut être déterminé en phase d'apprentissage pour réduire ce nombre.

VI) Validation des pas

Concernant la validation de pas, nous appliquons le principe présenté à la section III), un pas sera identifié après succession de pic/vallée qui sont déjà validés.

L'algorithme 1 résume les différentes étapes expliquées dans les sections précédentes. Il sera implémenté et testé sur un dataset de données inertielles collectées dans un environnement indoor.

Algorithme 1 Détection de pas

Pré-conditions: acc, gyr

Post-conditions: //Nombre de pas effectué par l'utilisateur

```

 $accf \leftarrow Filtrage(acc)$ 
 $gyrf \leftarrow Filtrage(gyr)$ 
 $(pic\_acc, val\_acc) \leftarrow Detection\_pic(accf)$ 
 $(pic\_gyr, val\_gyr) \leftarrow Detection\_pic(gyrf)$ 
 $m_{2\Theta} \leftarrow Attribution\_masse(2^\Theta)$  //formule III).4
 $m_{2\Theta_1} \leftarrow Attribution\_masse(2^{\Theta_1})$  //formule III).5
 $m_{1\oplus 2} \leftarrow Combinaison(m_{2\Theta}, m_{2\Theta_1})$  //formule III).6
 $(picv, valv) \leftarrow Validation\_pic(pic, val, m_{1\oplus 2})$ 
 $Nb\_pas \leftarrow Validation\_pas(picv, valv)$ 

```

VII) Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'approche proposée pour la détection de pas à partir de données issues de deux capteurs inertiels (Accéléromètre et gyroscope) en utilisant la théorie de Dempster-Shafer.

Cette approche a été développée en trois grandes étapes : la première consiste à filtrer les signaux et à détecter les pics et vallées de chacun des signaux, la deuxième étape permet d'attribuer des masses de croyance aux pics et aux vallées et de les combiner pour prendre une décision sur la validité des pics et des vallée, la dernière étape revient à décider sur la validité des pas.

Le prochain chapitre présentera les résultats obtenus avec l'approche proposée sur un dataset de mesures inertielles et seront comparés à ceux obtenus par des méthodes de détection de pas que nous avons implémenté.

CHAPITRE IV)

TESTS ET VALIDATION

I) Introduction

Dans l'objectif de valider l'approche proposée, nous utilisons un dataset de mesures inertielles collectées dans un environnement indoor. Nous comparons également les performances de notre approche par rapport aux performances de certaines approches connues dans la détection de pas.

Ce chapitre commence par donner un aperçu de l'environnement matériel et logiciel utilisé dans le développement de l'application, puis une description des données du dataset. Ensuite, sont présentés les résultats obtenus sur ces données par notre approche et les autres approches implémentées. Nous terminons le présent chapitre par une conclusion.

II) Environnement de développement

II.1) Environnement Matériel

L'ensemble des travaux accomplis durant cette étude ont été effectués avec une machine ayant pour caractéristiques principales :

- Type de la machine : Lenovo-PC ;
- Type du processeur x64 et nombre de CPU = 2 ;
- Une mémoire RAM de 4 Go ;
- Un système d'exploitation windows 8.1 ;

II.2) Environnement Matlab

Le choix de l'environnement Matlab pour la programmation est guidé par la disponibilité de plusieurs toolbox tels que ceux permettant le traitement de signaux ou des probabilités, ainsi que la facilité de manipulation des données matricielles comme c'est le cas des données inertielles.

Mathématiques, graphiques et programmation

La plate-forme MATLAB [Matlabpour tous, 2020] est conçue pour résoudre les problèmes scientifiques et techniques. Le langage MATLAB, basé sur les matrices, est le moyen le plus naturel au monde pour exprimer les mathématiques computationnelles. Les graphiques intégrés permettent de visualiser facilement les données afin d'en dégager des informations comme le montre la figure IV).1. Grâce à la vaste bibliothèque de boîtes à outils prédéfinies, on peut utiliser directement des algorithmes essentiels dans un domaine précis. L'environnement bureau encourage l'expérimentation, l'exploration et la découverte. Ce langage est utilisé dans les domaines de l'apprentissage automatique, le traitement du signal, la vision par ordinateur, les communications, la robotique et bien plus. Les outils et les fonctionnalités Matlab sont tous testés rigoureusement, ils sont conçus pour fonctionner conjointement. Le code Matlab peut être intégré à d'autres langages, ce qui permet de déployer des algorithmes et des applications dans plusieurs systèmes.

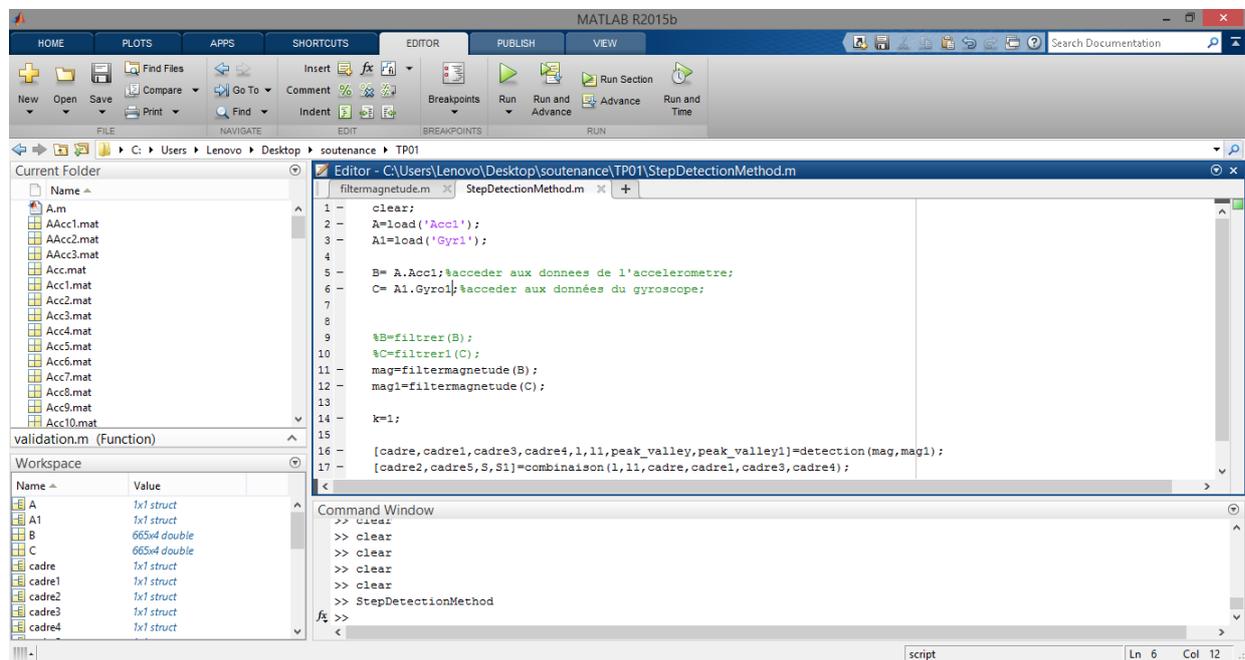


FIGURE IV).1 – Interface de l'environnement Matlab version R2015b.

Principales fonctionnalités

Parmi les principales fonctionnalités de l'environnement Matlab, nous pouvons citer :

- Langage de haut niveau pour le calcul scientifique et technique.
- Graphiques destinés à la visualisation de données et outils conçus pour créer des tracés personnalisés.
- Applications dédiées à l'ajustement de courbes, la classification de données, l'analyse de signaux et bien d'autres tâches spécialisées.
- Boîtes à outils additionnelles conçues pour répondre à de nombreux besoins spécifiques.
- Outils permettant la création d'applications avec interface utilisateur personnalisée.

III) Description des données

Pour la validation de l'approche de détection de pas proposée nous utilisons un dataset de données inertielles collectées dans le laboratoire de recherche LISSI (Laboratoire Images, Signaux et Systèmes Intelligents) de l'université UPEC, France. Les tests sont réalisés à l'étage 1 du laboratoire où deux trajectoires, nommées Centre et Coté, sont tracées et suivies par un piéton. La structure de l'espace exploitée et les trajectoires sont représentées par la Figure IV).2.

1. **Centre** : La trajectoire Centre est de longueur 40,43 m pour 99 pas. 11 tours effectués suivant cette trajectoire. Le piéton se déplace avec une vitesse (quasi) constante tout au long d'un tour.
 - (a) Les trois premiers tours avec une vitesse de 1 pas par seconde et une fréquence de collecte des données inertielles de 6 Hz.
 - (b) Les trois suivants avec une vitesse de 1 pas par 2 secondes, et une fréquence de collecte des données inertielles de 10 Hz.
 - (c) Les cinq derniers avec 1 pas par 3 secondes et une fréquence de collecte des données inertielles de 10 Hz.
2. **Coté** : La trajectoire Coté est de longueur 44,76 m pour 110 pas. 3 tours effectués suivant cette trajectoire avec une vitesse de 1 pas par 3 secondes. La fréquence de collecte des données inertielles est de 10 Hz.

Les tests sont effectués avec un dispositif monté et fixé à l'arrière de la taille de l'utilisateur. Le choix de monter le dispositif à la taille pour mettre en oeuvre le PDR dans cette étude est justifié par sa précision et sa fiabilité supérieures à celles du dispositif porté à la main comme déjà mentionné dans la partie validation d'un pas dans le premier chapitre.

Le piéton embarque un dispositif de type Xsens [Xsens, 2020] attaché au bas de dos communicant avec un PC via Bluetooth. Ce dispositif intègre un accéléromètre, un gyroscope et un

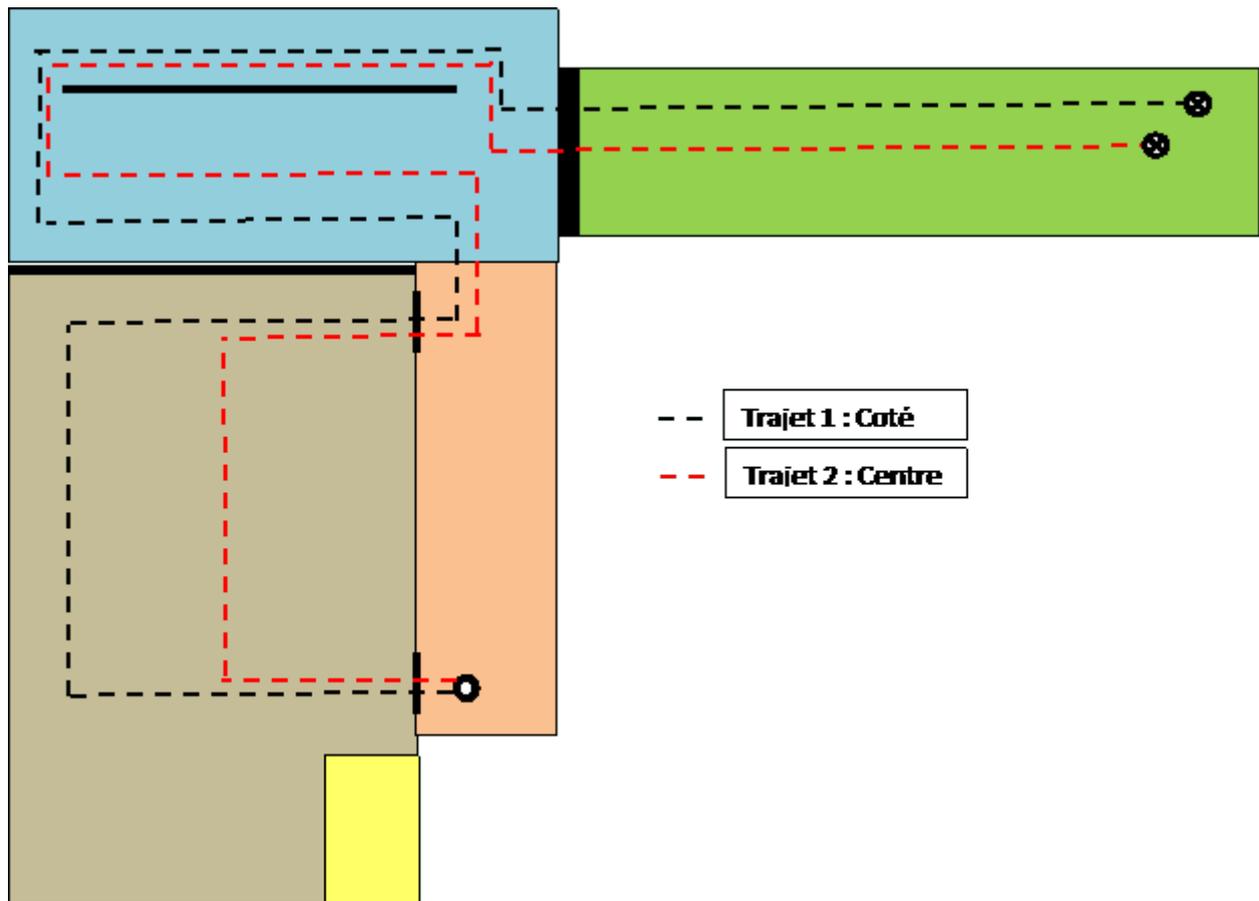


FIGURE IV).2 – Schéma des trajectoires Centre et Coté.

magnétomètre. La longueur de pas moyenne est prise 0,40 m (dimensions d'un carrelage) pour faciliter le déroulement des tests. Les données collectées sont des accélérations (m/s^2) fournies par les accéléromètres et des vitesses angulaires (rad/s) fournies par les gyroscopes. Les données sur les axes X, Y et Z sont sous la forme représentée dans IV).1.

Temps	AccX	AccY	AccZ	GyrX	GyrY	GyrZ
1415368113	0,279658	-1,200520	9,784650	0,043406	0,001033	-0,028778
1415368114	0,159475	-1,188330	9,763218	-0,014001	0,002526	0,050223
1415368115	0,183662	-1,163740	9,738719	0,013749	0,007844	0,015905

TABLE IV).1 – Les données collectées

IV) Déroulement des tests

Avant de donner les résultats obtenus des tests sur les tours des deux trajectoires, nous présentons les résultats intermédiaires obtenus sur un échantillon de données pour mieux expliquer

comment l'approche proposée à été mise en oeuvre.

Filtrage des données : les données brutes de chaque capteur sont représentées selon les trois axes x , y et z comme sont illustrées par les figures IV).3 et IV).4.

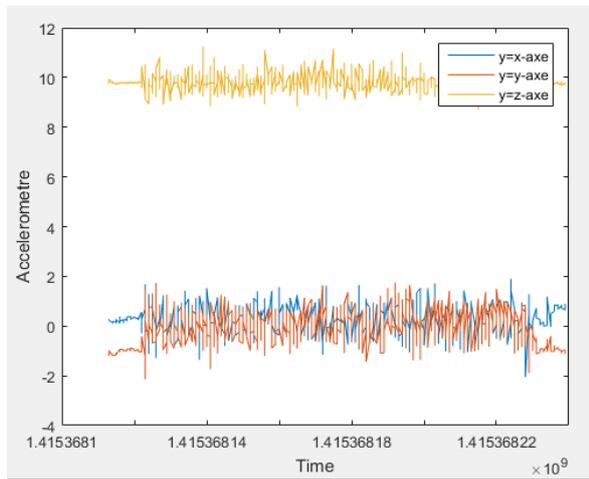


FIGURE IV).3 – Données brutes de l'accéléromètre

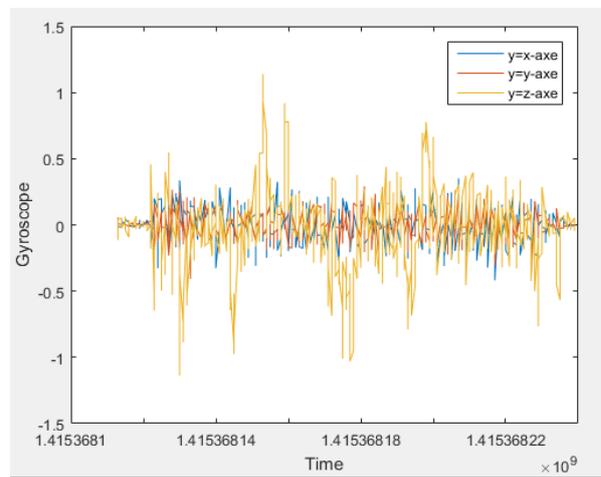


FIGURE IV).4 – Données brutes du gyroscope

Après l'application des filtres sur chaque axes et le calcul de la magnitude, les données obtenues vont être utilisées dans la suite du processus. Les figures IV).5 et IV).6 représentent des exemples de données filtrées.

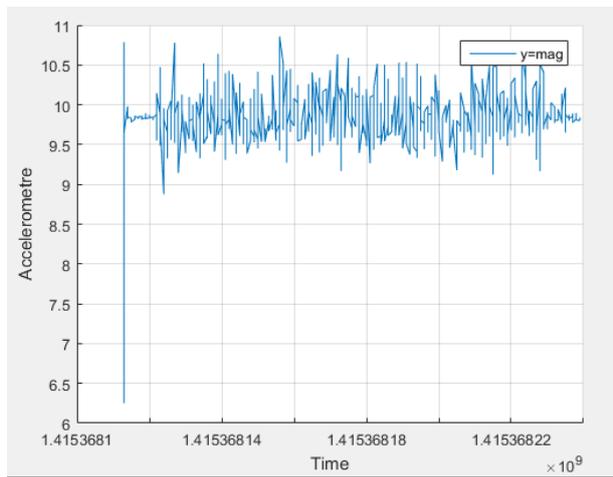


FIGURE IV).5 – Données accélérométriques après filtrage et calcul de magnitude

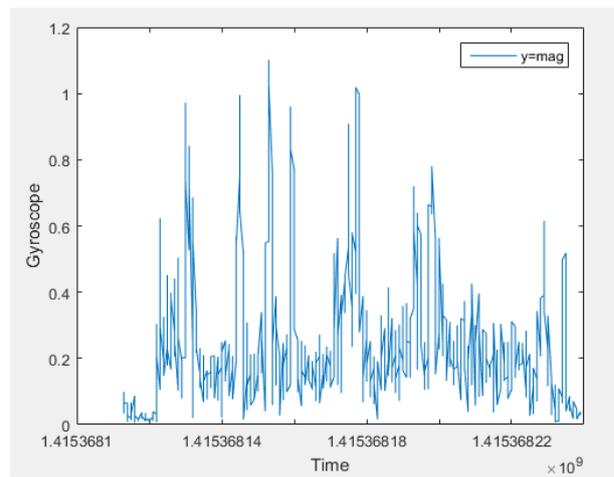


FIGURE IV).6 – Données gyroscopiques après filtrage et calcul de magnitude

Détection des pics et des vallées : la figure IV).7 montre un exemple de pics et vallées détectés à partir des accélérations. Nous pouvons remarquer que les hauteurs des pics (vallées) sont très

variables. De plus, les pics (vallées) sont très fréquents dans une durée de temps très petite. Par exemple, entre l'instant 34 s et 36 s, 6 pics et 5 vallées sont détectés, i.e. environ 3 pas par seconde, ce qui n'est pas évident pour une cadence de marche normale qui n'atteint 2 pas.

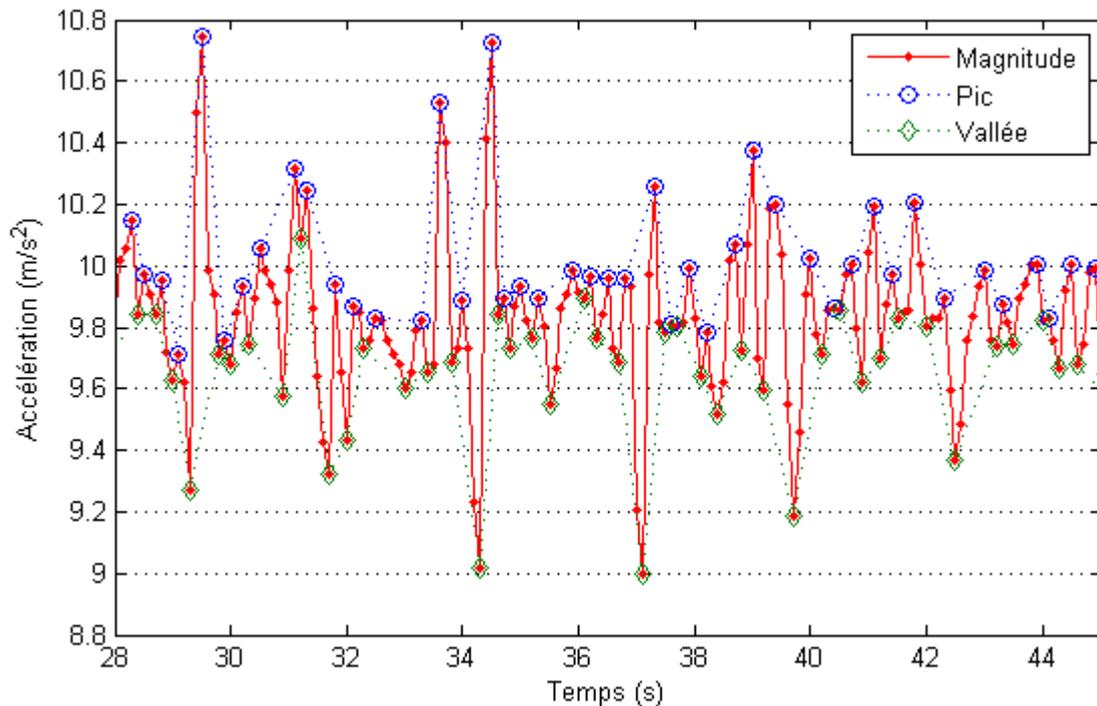


FIGURE IV).7 – Pics et vallées détectées des accélérations

Attribution de masses : afin d'éliminer les pics et les vallées non valides des données issues des deux types de capteurs, nous avons attribuer des masses de croyance selon la hauteurs de la magnitude. Cette manière de faire va ramener les données dans un même référentiel et pouvoir les combiner par la suite. Les courbes des figures IV).8 et IV).9 montrent un exemple de masses attribuées aux pics et aux vallées, respectivement, dans le cas des accélérations.

Combinaison des masses : les masses de croyance obtenus après combinaison sont représentées par des nuages sur la figure IV).10 pour les pics et la figure IV).11 pour les vallées.

Enfin, les pics et les vallées avec des masses de croyance élevées sont sélectionnées pour la validation des pas. La sélection s'est fait en fixant un seuil de masse déterminé expérimentalement. Les résultats obtenus après la validation des pas sont présentés dans la section suivante.

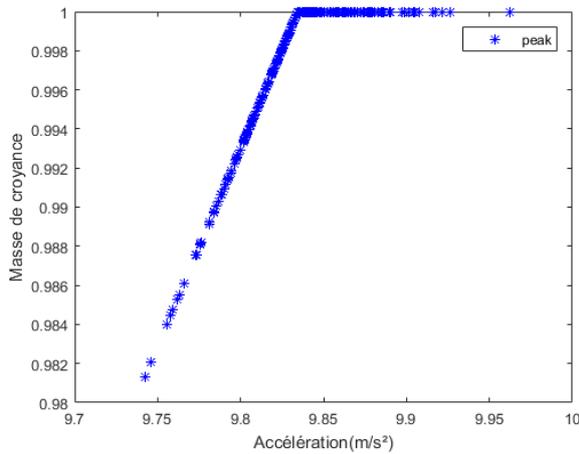


FIGURE IV).8 – Masses attribuées aux pics d'accélération

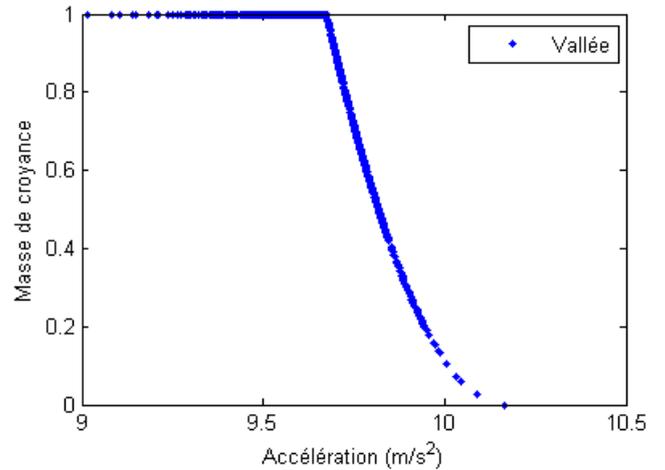


FIGURE IV).9 – Masses attribuées aux vallées d'accélération

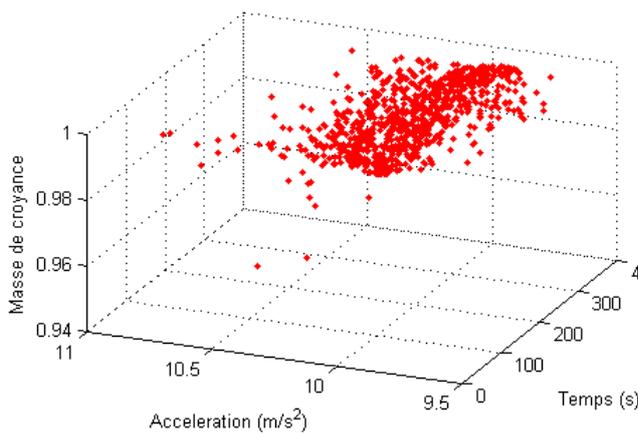


FIGURE IV).10 – Masses des pics après combinaison

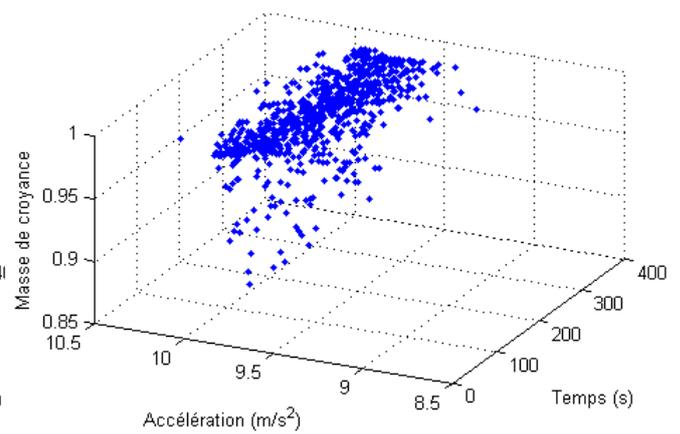


FIGURE IV).11 – Masses des vallées après combinaison

V) Résultats et Comparaisons

Les résultats obtenus avec l'approche proposée sont comparées avec ceux de deux autres approches de détection de pas connues dans la littérature, à savoir la méthode de détection de pics présentée dans l'article [Zeng et al., 2015] et la méthode zero-crossing que nous avons implémenté selon les étapes suivantes :

1. Éliminer la gravité du signal : $mag = mag - mean(mag)$
2. Trouver les valeurs supérieurs à zéro qui représentent les pics.
3. Trouver les valeurs inférieurs à zéro qui représentent les vallées.

V.1) Trajectoire Centre

Nous allons présenter les résultats regroupés selon la cadence de marche avec laquelle sont collectées les données. Les tableaux des résultats contiennent le nombre de pas (nb_pas) détectés par chaque méthode, la différence (d_pas) entre le nombre de pas réel et le nombre détecté, et les sommes des nb_pas et d_pas. Nous allons désigner par la suite notre approche par DSTP, la méthode détection de pics par DP, et Zero-crossing par ZC.

Cadence 1 pas par seconde : nous rappelons que le nombre de pas effectué par le piéton dans ce groupe de test est de 99 pas. Dans le tableaux IV).2 DSTP est meilleure que DP et ZC pour les trois tours effectués. DSTP présente une erreur de 25 pas sur l'ensemble des tours contre 61 pour ZC et 69 pour DP.

Tour	DP		ZC		DSTP	
	nb_pas	d_pas	nb_pas	d_pas	nb_pas	d_pas
1	67	32	114	15	96	3
2	82	17	121	22	97	2
3	79	20	123	24	79	20
somme	228	69	358	61	272	25

TABLE IV).2 – Résultats des différentes approches appliquées sur la trajectoire Centre pour les tours effectués avec une cadence de 1 pas par seconde.

Cadence 1 pas par 2 secondes : idem que les tours précédents, avec cette cadence le nombre pas effectué est de 99 par tour. Également pour les trois tours DSTP donne la meilleure précision en terme de nombre détectés par rapport aux deux autres méthodes comme nous pouvons le voir sur le tableau IV).3. Alors que DP et ZC ont donné des erreurs de 38 pas et 50 pas respectivement, DSTP n'a fait que 15 pas d'erreur sur 297 pas.

Tour	DP		ZC		DSTP	
	nb_pas	d_pas	nb_pas	d_pas	nb_pas	d_pas
4	104	5	116	17	97	2
5	74	25	111	12	98	1
6	91	8	120	21	111	12
somme	269	38	347	50	306	15

TABLE IV).3 – Résultats des différentes approches appliquées sur la trajectoire Centre pour les tours effectués avec une cadence de 1 pas par 2 secondes

Cadence 1 pas par 3 secondes : sur l'ensemble des 5 tours testés, avec 99 pas par tour, DSTP est de loin meilleure que DP et ZC. Le tableau IV).4 montre les résultats obtenus sur chaque tour pour les trois méthodes.

Tour	DP		ZC		DSTP	
	nb_pas	d_pas	nb_pas	d_pas	nb_pas	d_pas
7	167	68	161	62	103	4
8	156	57	158	59	94	5
9	92	7	82	17	89	10
10	117	18	74	25	101	2
11	82	17	151	52	111	12
somme	614	167	626	215	498	33

TABLE IV).4 – Résultats des différentes approches appliquées sur la trajectoire Centre pour les 5 tours effectués avec une cadence de 1 pas par 3 secondes.

D'après ces résultats, nous pouvons conclure que notre approche est meilleure que DP et ZC et qu'elle est robuste à la cadence de marche.

V.2) Trajectoire Coté

Les performances de DSTP sur cette trajectoire sont moins intéressantes comparativement à DP et ZC. Dans le tour 3, DSTP trouve exactement le nombre de pas réels qui est de 110 pas. Par contre, pour les 2 autres tours, c'est DP qui fait moins d'erreur (voir le tableau IV).5).

Tour	DP		ZC		DSTP	
	nb_pas	d_pas	nb_pas	d_pas	nb_pas	d_pas
1	120	10	92	18	94	16
2	135	25	117	7	153	43
3	113	3	126	16	110	0
somme	368	38	335	41	357	59

TABLE IV).5 – Résultats des différentes approches appliquées sur la trajectoire coté

Nous pensons qu'il faudrait que les paramètres soient ajuster d'une manière différente par rapport à la trajectoire Coté. C'est cette voie qui sera explorée dans nos futures recherches pour améliorer les performances de DSTP.

VI) Conclusion

Les résultats présentés dans ce chapitre montre que l'approche de détection de pas proposée est très prometteuse. Comparativement aux approches existantes, elle a montré une robustesse sur le changement de la cadence de marche d'un piéton. Cependant, avec le changement de la trajectoire, les résultats de DSTP sont variables et peuvent être inférieurs à ceux retournés par les méthodes Detections de Pics ou Zero-Crossing.

Enfin, nous souhaitons tester DSTP sur d'autres types de trajectoires pour mieux comprendre ses points faibles et l'améliorer davantage.

CONCLUSION

Ce projet a été réalisé dans le but de développer une nouvelle approche de détection de pas basée sur la théorie de Dempster-Shafer pour améliorer la localisation des piétons dans un environnement indoor.

Nous avons vu dans l'état de l'art présenté qu'un système de localisation quelconque est composé de trois éléments qui sont : les métriques de mesures, les technologies et les méthodes de localisation. Les systèmes utilisant les mesures issues des technologies sans fil sont très sensibles aux interférences et souffrent de la discontinuité ce qui les rendent non fiables pour la localisation en environnement indoor. Également, nous avons vu que récemment de nombreux systèmes de localisation pédestres ont adopté la technologie inertielle pour diverses raisons comme remédier les problèmes des systèmes précédents et la disponibilité des capteurs dans plusieurs dispositifs à usage quotidien. Cependant, les données issues des capteurs inertiels sont entachées d'imperfections dues aux bruits provoqués par les mouvements des personnes qui les portent, et peuvent être aussi de natures différentes. En conséquence, l'utilisation de ces données demande une méthode robuste afin d'atteindre une performance de localisation acceptable en intérieur.

Pour gérer les imperfections et la diversité des données inertielles dans le cadre de la localisation pédestre, nous avons utilisé la théorie de Dempster-Shafer qui a été présentée dans ce mémoire. Cette théorie permet de représenter l'incertitude et l'imprécision. Elle offre également des différentes règles pour combiner les sources d'information et mieux pendre les conflits entre les sources. Nous avons exploité ces avantages, premièrement pour modéliser les pics et les vallées détectés à partir des données inertielles, sous forme de fonctions de croyance, deuxièmement pour combiner les masses de croyance des pics et vallées des accélérations avec les masses des pics et vallées des vitesses angulaires, troisièmement pour la prise de décision sur la validité des pics et des vallées qui sont utilisés finalement pour obtenir le nombre de pas.

L'approche proposée dans ce travail a été testée sur un dataset de données expérimentales

comportant deux trajectoires et différentes cadences de marche. Les résultats auxquels nous avons abouti sont intéressants comparativement à ceux obtenus par deux autres méthodes de détection pas.

Cette recherche nous a été plus qu'enrichissante puisqu'elle nous a aidé à nous approfondir dans le domaine de la localisation et nous a permis ainsi de découvrir de nouvelles technologies et d'exploiter de nouveaux enjeux technologiques qui peuvent persister dans le monde en relation avec la localisation tels que la fourniture de services à base de la localisation.

Notre travail ne s'achèvera pas à ce niveau puisque plusieurs perspectives peuvent se présenter comme :

- Une attribution de masses de croyance plus élaborée qui sera plus adéquate aux données inertielles ;
- Exploration d'autres règles de combinaison qui peuvent répondre mieux au conflit entre les différents capteurs inertiels ;
- Intégration de certains paramètres qui peuvent être tirés des données, tel que la vitesse de marche dans la validation de pas pour améliorer la précision de détection de pas.
- Nous pensons également à utiliser DST pour améliorer l'estimation de la longueur de pas.

BIBLIOGRAPHIE

- [Abadleh et al., 2017] Abadleh, A., Al-Hawari, E., Alkafaween, E., and Al-Sawalqah, H. (2017). Step detection algorithm for accurate distance estimation using dynamic step length. In *2017 18th IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM)*, pages 324–327. IEEE.
- [Alhmiedat and Yang, 2008] Alhmiedat, T. A. and Yang, S.-H. (2008). A zigbee-based mobile tracking system through wireless sensor networks. *International Journal of Advanced Mechatronic Systems*, 1(1) :63–70.
- [Aly et al., 2016] Aly, H., Basalamah, A., and Youssef, M. (2016). Robust and ubiquitous smartphone-based lane detection. *Pervasive and Mobile Computing*, 26 :35–56.
- [Alzantot and Youssef, 2012] Alzantot, M. and Youssef, M. (2012). Uptime : Ubiquitous pedestrian tracking using mobile phones. In *2012 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, pages 3204–3209. IEEE.
- [Appriou, 1991] Appriou, A. (1991). Probabilités et incertitudes en fusion de données multisenseurs. *Revue Scientifique et Technique de la Défense*, 11 :27–40.
- [Ashraf et al., 2018] Ashraf, I., Hur, S., and Park, Y. (2018). Blocate : A building identification scheme in gps denied environments using smartphone sensors. *Sensors*, 18(11) :3862.
- [Ayub et al., 2012] Ayub, S., Zhou, X., Honary, S., Bahraminasab, A., and Honary, B. (2012). Sensor placement modes for smartphone based pedestrian dead reckoning. In *Computer, informatics, cybernetics and applications*, pages 123–132. Springer.
- [Beck and Gravely, 2016] Beck, A. and Gravely, T. B. (2016). System and method for mobile location by proximity detection. US Patent 9,331,798.

- [Beder et al., 2011] Beder, C., McGibney, A., and Klepal, M. (2011). Predicting the expected accuracy for fingerprinting based wifi localisation systems. In *2011 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pages 1–6. IEEE.
- [Bhatti et al., 2012] Bhatti, J. A., Humphreys, T. E., and Ledvina, B. M. (2012). Development and demonstration of a tdoa-based gnss interference signal localization system. In *Proceedings of the 2012 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, pages 455–469. IEEE.
- [Boscaro et al., 2017] Boscaro, A., Jacquir, S., Sanchez, K., Perdu, P., and Binczak, S. (2017). Automatic defect localization in vlsi circuits : A fusion approach based on the dempster-shafer theory. In *2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion)*, pages 1–8. IEEE.
- [Bylemans et al., 2009] Bylemans, I., Weyn, M., and Klepal, M. (2009). Mobile phone-based displacement estimation for opportunistic localisation systems. In *2009 Third International Conference on Mobile Ubiquitous Computing, Systems, Services and Technologies*, pages 113–118. IEEE.
- [Constandache et al., 2010] Constandache, I., Choudhury, R. R., and Rhee, I. (2010). Towards mobile phone localization without war-driving. In *2010 Proceedings IEEE INFOCOM*, pages 1–9. IEEE.
- [de Silva et al., 2018] de Silva, R., Perera, J., Abeysingha, C. P., and Abhayasinghe, N. (2018). A gyroscopic data based pedometer algorithm with adaptive orientation. In *2018 IEEE 14th International Conference on Control and Automation (ICCA)*, pages 953–956. IEEE.
- [Deak et al., 2012] Deak, G., Curran, K., and Condell, J. (2012). A survey of active and passive indoor localisation systems. *Computer Communications*, 35(16) :1939–1954.
- [Demeule, 2013] Demeule, V. (2013). *Estimation des déplacements des piétons à partir des mesures inertielles et GPS d'un smartphone*. PhD thesis, Institut français des sciences et technologies des transports, de l
- [Dempster, 2008] Dempster, A. P. (2008). Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. In *Classic works of the Dempster-Shafer theory of belief functions*, pages 57–72. Springer.
- [Denoeux, 1995] Denoeux, T. (1995). A k-nearest neighbor classification rule based on dempster-shafer theory. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 25(5) :804–813.
- [Diaz and Gonzalez, 2014] Diaz, E. M. and Gonzalez, A. L. M. (2014). Step detector and step length estimator for an inertial pocket navigation system. In *2014 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pages 105–110. IEEE.

- [Dubois and Prade, 1988] Dubois, D. and Prade, H. (1988). Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures. *Computational intelligence*, 4(3) :244–264.
- [Durathon, 2000] Durathon, J.-P. (2000). Application de la méthode gps de localisation par satellite à la surveillance de sites naturels instables. *BULLETIN-LABORATOIRES DES PONTS ET CHAUSSEES*, pages 47–58.
- [Harle, 2013] Harle, R. (2013). A survey of indoor inertial positioning systems for pedestrians. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 15(3) :1281–1293.
- [Jayalath et al., 2013] Jayalath, S., Abhayasinghe, N., and Murray, I. (2013). A gyroscope based accurate pedometer algorithm. In *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, volume 28, page 31st.
- [Jin et al., 2010] Jin, Y., Motani, M., Soh, W.-S., and Zhang, J. (2010). Sparsetrack : Enhancing indoor pedestrian tracking with sparse infrastructure support. In *2010 Proceedings IEEE INFOCOM*, pages 1–9. IEEE.
- [Kammoun, 2016] Kammoun, S. (2016). *Géolocalisation à l'intérieur d'un bâtiment pour terminaux mobiles*. PhD thesis, Paris, ENST.
- [Kang et al., 2018] Kang, X., Huang, B., and Qi, G. (2018). A novel walking detection and step counting algorithm using unconstrained smartphones. *Sensors*, 18(1) :297.
- [Kasebzadeh et al., 2014a] Kasebzadeh, P., Granados, G.-S., and Lohan, E. S. (2014a). Indoor localization via wlan path-loss models and dempster-shafer combining. In *International Conference on Localization and GNSS 2014 (ICL-GNSS 2014)*, pages 1–6. IEEE.
- [Kasebzadeh et al., 2014b] Kasebzadeh, P., Granados, G.-S., and Lohan, E. S. (2014b). Indoor localization via wlan path-loss models and dempster-shafer combining. In *International Conference on Localization and GNSS 2014 (ICL-GNSS 2014)*, pages 1–6. IEEE.
- [Khan, 2011] Khan, A. (2011). Human activity recognition using a single tri-axial accelerometer. *Thesis for the Degree of Doctor of Philosophy*.
- [Koch et al., 2007] Koch, J., Wettach, J., Bloch, E., and Berns, K. (2007). Indoor localisation of humans, objects, and mobile robots with rfid infrastructure. In *7th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS 2007)*, pages 271–276. IEEE.
- [Kordari et al., 2019] Kordari, K., Funk, B., Napora, J., Verma, R., Teolis, C., and Young, T. (2019). Method for step detection and gait direction estimation. US Patent 10,215,587.
- [Kossonou, 2014] Kossonou, K. I. (2014). *Étude d'un système de localisation 3-D haute précision basé sur les techniques de transmission Ultra Large Bande à basse consommation d'énergie pour les objets mobiles communicants*. PhD thesis.

- [Li et al., 2016] Li, X., Wang, J., Liu, C., Zhang, L., and Li, Z. (2016). Integrated wifi/pdr/smartphone using an adaptive system noise extended kalman filter algorithm for indoor localization. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 5(2) :8.
- [Li et al., 2015] Li, Y., Zhang, P., Niu, X., Zhuang, Y., Lan, H., and El-Sheimy, N. (2015). Real-time indoor navigation using smartphone sensors. In *2015 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pages 1–10. IEEE.
- [Ma et al., 2017] Ma, M., Song, Q., Li, Y., and Zhou, Z. (2017). A zero velocity intervals detection algorithm based on sensor fusion for indoor pedestrian navigation. In *2017 IEEE 2nd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC)*, pages 418–423. IEEE.
- [Manos et al., 2018] Manos, A., Klein, I., and Hazan, T. (2018). Gravity direction estimation and heading determination for pedestrian navigation. In *2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pages 206–212. IEEE.
- [Matlabpourtous, 2020] Matlabpourtous (2020). présentation de matlab. <https://matlabpourtous.com/presentation/presentation-de-matlab/>.
- [Moix et al., 2002] Moix, S., Steiner, C., Ladetto, Q., and Merminod, B. (2002). Capteurs et analyse de signaux pour la navigation pédestre. Technical report.
- [Mousa et al., 2018] Mousa, F. I., Almaadeed, N., Busawon, K., Bouridane, A., Binns, R., and Elliott, I. (2018). Indoor visible light communication localization system utilizing received signal strength indication technique and trilateration method. *Optical Engineering*, 57(1) :016107.
- [Naqvib et al., 2012] Naqvib, N. Z., Kumar, A., Chauhan, A., and Sahni, K. (2012). Step counting using smartphone-based accelerometer. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 4(5) :675.
- [Pei et al., 2018] Pei, L., Liu, D., Zou, D., Choy, R. L. F., Chen, Y., and He, Z. (2018). Optimal heading estimation based multidimensional particle filter for pedestrian indoor positioning. *IEEE Access*, 6 :49705–49720.
- [Pratama et al., 2012] Pratama, A. R., Hidayat, R., et al. (2012). Smartphone-based pedestrian dead reckoning as an indoor positioning system. In *2012 International Conference on System Engineering and Technology (ICSET)*, pages 1–6. IEEE.
- [Qiu et al., 2018] Qiu, S., Wang, Z., Zhao, H., Qin, K., Li, Z., and Hu, H. (2018). Inertial/magnetic sensors based pedestrian dead reckoning by means of multi-sensor fusion. *Information Fusion*, 39 :108–119.
- [Quinsac, 2020] Quinsac, G. (2020). http://sesp.esep.pro/fr/pages_nanosats/capteurs-inertiels.html.

- [Racko et al., 2016] Racko, J., Brida, P., Perttula, A., Parviainen, J., and Collin, J. (2016). Pedestrian dead reckoning with particle filter for handheld smartphone. In *2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pages 1–7. IEEE.
- [Shafer, 1976] Shafer, G. (1976). *A mathematical theory of evidence*, volume 42. Princeton university press.
- [Shih et al., 2012] Shih, W.-Y., Chen, L.-Y., and Lan, K.-C. (2012). Estimating walking distance with a smart phone. In *2012 Fifth International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Programming*, pages 166–171. IEEE.
- [Skog et al., 2010] Skog, I., Handel, P., Nilsson, J.-O., and Rantakokko, J. (2010). Zero-velocity detection—an algorithm evaluation. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 57(11) :2657–2666.
- [Smets, 1989] Smets, P. (1989). Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. In *UAI*, volume 89, pages 29–40.
- [Smets, 1990] Smets, P. (1990). The combination of evidence in the transferable belief model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(5) :447–458.
- [Smets, 1993] Smets, P. (1993). Belief functions : the disjunctive rule of combination and the generalized bayesian theorem. *International Journal of approximate reasoning*, 9(1) :1–35.
- [Song and Park, 2018] Song, J. W. and Park, C. G. (2018). Enhanced pedestrian navigation based on course angle error estimation using cascaded kalman filters. *Sensors*, 18(4) :1281.
- [Wu et al., 2019] Wu, R., Wu, J., and Xiao, W. (2019). Gait detection using a single accelerometer. In *2019 IEEE 15th International Conference on Control and Automation (ICCA)*, pages 178–183. IEEE.
- [Xsens, 2020] Xsens (2020). dispositif xsens. <https://www.xsens.com/products>.
- [Yang et al., 2007] Yang, C., Huang, Y., and Zhu, X. (2007). Hybrid tdoa/aoa method for indoor positioning systems. In *The Institution of Engineering and Technology Seminar on Location Technologies*, pages 1–5. IET.
- [Zeng et al., 2015] Zeng, Q., Zhou, B., Jing, C., Kim, N., and Kim, Y. (2015). A novel step counting algorithm based on acceleration and gravity sensors of a smart-phone. *International Journal of Smart Home*, 9(4) :211–224.
- [Zhang and Sawchuk, 2012] Zhang, M. and Sawchuk, A. A. (2012). Motion primitive-based human activity recognition using a bag-of-features approach. In *Proceedings of the 2nd ACM SIGHIT International Health Informatics Symposium*, pages 631–640.

Résumé

L'un des aspects clés des environnements intelligents et de l'Internet des Objets est la localisation. En effet, de nombreuses applications de ces technologies reposent sur la connaissance des coordonnées spatiales de l'utilisateur. Même si le système GPS atteint des performances très élevées en environnement extérieur, la localisation reste un thème d'actualité pour les environnements confinés où les signaux des satellites sont souvent affaiblis par les obstacles. Des systèmes de localisation à base des technologies wifi ou Bluetooth sont utilisés en indoor, mais sont limités dans le cas des piétons à cause de la contrainte de distance et de la couverture d'une zone. Une alternative intéressante adoptée récemment par les systèmes de la localisation pédestre en indoor est l'utilisation de la technologie des capteurs inertiels, surtout que ces derniers sont intégrés dans plusieurs dispositifs du quotidien comme les Smartphones et tablettes.

Les systèmes de localisation pédestre arrivent à localiser un piéton par la détection de pas, l'estimation de leurs longueurs et de l'angle de marche. C'est dans ce contexte que nous avons proposé une nouvelle approche de détection de pas à partir de données inertielles en utilisant la théorie de Dempster-Shafer. Cette théorie permet de modéliser les imperfections des informations telles que l'incertitude et l'imprécision, et de mieux gérer les conflits entre les sources d'information. Ainsi, la théorie de Dempster-Shafer nous a permis de représenter et de prendre en compte les imperfections des données inertielles et de combiner ces dernières qui sont issues de différents types de capteurs comme les accéléromètres et les gyroscopes. Les résultats obtenus à partir d'un dataset expérimental montrent que l'approche proposée donne des performances acceptables en termes de nombre de pas détectés et surpasse généralement certaines méthodes proposées dans la littérature prises comme références dans ce domaine.

Mots clés : Localisation, Détection, Pas, Pic, Vallée, Dempster-shafer, capteurs inertiels,

Abstract

One of the key aspects of intelligent environments and the Internet of Things is localization. Indeed, many applications of these technologies rely on the knowledge of the user's spatial coordinates. Even if the GPS system achieves very high performance in outdoor environments, localization remains a hot topic for confined environments where satellite signals are often weakened by obstacles. Location systems based on wifi or bluetooth technologies are used in indoors, but are limited in the case of pedestrians because of the constraint of distance and coverage of an area. An interesting alternative recently adopted by indoor pedestrian location systems is the use of inertial sensor technology, especially since these are integrated in many everyday devices such as smartphones and tablets.

Pedestrian localization systems are able to locate a pedestrian by detecting steps, estimating their length and walking angle. It is in this context that we have proposed a new approach to step detection from inertial data using the Dempster-Shafer theory. This theory allows to model information imperfections such as uncertainty and imprecision, and to better manage conflicts between information sources. Thus, the Dempster-Shafer theory has allowed us to represent and take into account the imperfections of inertial data and to combine them from different types of sensors such as accelerometers and gyroscopes. The results obtained from an experimental dataset show that the proposed approach gives acceptable performances in terms of number of steps detected and generally surpasses some methods proposed in the literature taken as references in this domain.

Keywords : Localization, Detection, Steps, Peak, Valley, Dempster-shafer, inertial sensors.