

Géolocalisation et navigation à l'intérieur des bâtiments *Indoor geolocation and navigation*

Jean-Pierre Barbot¹, Isabelle Kyoko Vin¹, Pan Liu¹, Ludovic Chamoin², and Dominique Placko¹

¹Laboratoire SATIE, ENS Paris-Saclay, Jean-Pierre.Barbot@ens-paris-saclay.fr

²Laboratoire LMT, ENS Paris-Saclay, chamoin@lmt.ens-cachan.fr

Keywords: Indoor geolocalisation, fingerprinting, Kalman filtering, propagation modelisation, DPSM

Mots-clefs: Géolocalisation indoor, fingerprinting, filtrage de Kalman, modélisation de la propagation, DPSM

Abstract:

In the context of Internet of Everything (IoE), geolocation has become, in the same way as wireless connectivity to Internet, a functionality in mainly electronic communicating systems as smartphones, tablets and connected devices. While in outdoor, geolocation is mainly performed owing to satellite positioning systems (GNSS) and/or mobile networks, these systems are ineffective indoor. In this paper, we present a state-of-the-art of signals and means used for indoor geolocation, as well as related localization algorithms. Then, the parametric study of a WiFi fingerprinting method proposing different norms is shown.

Résumé:

Dans le contexte de l'Internet of Everything (IoE), la géolocalisation est devenue, au même titre que la connectivité sans fil, une fonctionnalité présente dans la plupart des systèmes communicants. Tandis qu'à l'extérieur, la géolocalisation s'opère principalement grâce aux systèmes de positionnement par satellite (GNSS) et/ou aux réseaux mobiles, ces systèmes sont inopérants à l'intérieur des bâtiments. Dans cet article, nous présenterons un état de l'art des signaux et moyens utilisés pour la géolocalisation dans les bâtiments, ainsi que les algorithmes associés. L'étude paramétrique d'une méthode de fingerprinting WiFi exploitant différentes métriques sera ensuite présentée.

1 Introduction

Les systèmes de radio-navigation ont fortement évolué ces dernières années. Ils ont en effet bénéficié de la miniaturisation des récepteurs de signaux GNSS, tels que ceux du GPS ou de GALILEO, et, de ce fait, sont désormais intégrés dans des terminaux mobiles tels que les smartphones. Les données de géolocalisation par satellite, couplées à d'autres capteurs, à des logiciels de cartographie et enrichies de données temps réel sur la congestion du trafic routier, permettent une gestion optimisée des déplacements.

Toutefois, l'estimation de la position à partir de signaux GNSS n'est techniquement possible que si quatre satellites sont en visibilité du récepteur, ce qui n'est pas toujours le cas dans des milieux urbains denses. Dans de telles situations, des capteurs sont exploités afin de maintenir une géolocalisation. Citons par exemple les accéléromètres, les magnétomètres et les gyroscopes. A ces mesures sont adjointes des informations liées aux signaux perçus : stations de base de téléphonie mobile, modems WiFi. Les localisations *a priori* connus de ces nœuds réseau sont en effet des informations d'opportunités exploitables pour une géolocalisation approximative. En revanche, dans les bâtiments, l'absence quasi-permanente des signaux GNSS et de données cartographiques numériques n'autorisent pas une géolocalisation précise. Pourtant une forte demande de géolocalisation existe dans ces environnements indoor. Les besoins s'expriment pour des applications « de confort » à usage civil, telles que la navigation interactive dans certains lieux (musées, monuments historiques ou hôpitaux). Pour y répondre, de nombreux travaux ont été initiés et des systèmes commerciaux de radio-navigation indoor commencent à être proposés [1]. D'autres besoins de géolocalisation indoor, dans le domaine de la sécurité, civile ou militaire, sont de plus en plus recensés, pour des applications de surveillance, de recherche de personnes ensevelies suite à un sinistre (avalanche, incendie, etc.), ou encore d'aide à l'intervention dans un contexte de prise d'otage [2]. La structuration de cet article sera donc la suivante. Dans un premier temps, nous recenserons les signaux et moyens permettant une géolocalisation indoor [3] : WiFi, balises Bluetooth, LiFi, RFID, balises UWB (Ultra Wide Band), capteurs inertiels, capteurs optiques, etc. Les algorithmes de traitement de données associés à ces signaux seront présentés. Parmi ces techniques, la méthode de l'identification d'empreinte (ou fingerprinting) [4] sera distinguée et fera l'objet d'une étude de cas. Cette méthode sera appliquée à des signaux WiFi et une étude paramétrique des performances expérimentales obtenues en terme de géolocalisation indoor sera présentée, avec notamment plusieurs métriques proposées.

2 État de l'art des signaux et moyens utilisés pour la géolocalisation indoor.

Afin d'opérer une localisation précise dans un bâtiment ou dans un milieu clos, il est nécessaire d'exploiter une à plusieurs sources d'informations. Ces informations peuvent être déduites de signaux radio, acoustiques, thermiques, visuels ou optiques, et/ou de mesures inertielles. Il peut s'agir de signaux d'opportunité ne nécessitant aucun déploiement particulier d'équipement émetteur, tels que les signaux visuels, les signaux infrarouges thermiques, ou encore les signaux issus des réseaux mobiles et WiFi. Il peut s'agir également de signaux transmis pour les besoins de localisation, via l'installation de balises UWB, Bluetooth, ou d'émetteurs acoustiques par exemple.

2.1 Signaux radio.

La localisation par les signaux radio est basée sur l'exploitation de caractéristiques particulières du signal. Dans le cas le plus simple, seule la puissance du signal reçu (ou RSS) est exploitée. Si le signal radio a une bande passante suffisamment large, et donc une résolution temporelle associée suffisante, le temps de vol du signal radio peut être exploitée pour la localisation. Enfin, si le récepteur radio est équipé d'un réseau d'antennes, les directions (ou angles) d'arrivée estimées.

Les signaux des réseaux GSM, UMTS ou LTE sont exploitables pour une localisation directe « en un saut » [5] si la couverture du bâtiment est totale. Sinon, la coopération entre les mobiles peut permettre de remonter à la position par des techniques multi-hop [6].

Les signaux WiFi sont similairement exploités. Ce sont généralement leurs caractéristiques RSS qui servent à la localisation (fingerprinting). Alternativement, ces caractéristiques RSS peuvent être converties en une pseudo-distance via un modèle de propagation, et permettent d'effectuer soit une trilatération (dans une configuration où les signaux sont reçus par le récepteur souhaitant se localiser), soit de l'Imagerie Tomographique Radio (ITR ou RTI en anglais) - si les signaux ont été traversés et atténués par la « cible » humaine - pour localiser l'équipement ou la personne. D'autres systèmes plus complexes sont parfois déployés et exploitent la réflexion des ondes WiFi en utilisant également les caractéristiques temporelles (temps de vol) voire angulaires (angles d'arrivée) des signaux mesurés grâce à des réseaux d'antennes : citons le système RF-capture du MIT basé sur une technique proche de l'imagerie radar à travers les murs TWRI (Through-the-Wall Radar Imaging) [7].

Les signaux Bluetooth sont utilisables en géolocalisation indoor [8]. La localisation par signaux Bluetooth peut s'opérer via la coopération de terminaux mobiles. Si la densité d'équipements Bluetooth ne peut être garantie pour opérer la localisation, des balises Bluetooth peuvent être déployées dans le bâtiment.

Les signaux UWB sont très répandus en localisation indoor. Avec une bande passante comprise entre 500 MHz et quelques Gigahertz, ils offrent une grande précision de localisation. Ces signaux sont généralement obtenus par le déploiement de balises UWB fixes. On retrouve également ces signaux UWB dans les techniques de radar pulsé pour la TWRI [9] ou le radar pulsé Doppler [10].

Similairement, les signaux Terahertz permettent d'effectuer une localisation indoor via l'imagerie active radar faible bande pour la détection et la localisation à travers les murs [11], en utilisant des réflecteurs paraboliques et à des fréquences comprises entre 200 GHz et quelques THz. Ces signaux présentent l'avantage d'une très bonne pénétration à travers les murs et matériaux non-conducteurs de manière générale.

Les signaux UHF de manière générale peuvent être employés en géolocalisation passive de cibles à travers l'emploi de techniques d'Imagerie Tomographique par Radio. Des émetteurs UHF sont positionnés sur deux des quatre murs de la pièce où doit s'opérer la localisation, tandis que les récepteurs UHF se trouvent en vis à vis, sur les deux autres murs [12]. A partir des variations d'atténuations de signal sur les différents récepteurs, la position de la cible mobile peut être estimée.

Enfin, les signaux RFID sur la bande UHF sont également exploités pour les systèmes de géolocalisation indoor [13].

2.2 Signaux acoustiques.

Dans les systèmes acoustiques de localisation indoor [14], les signaux ultrasons sont exploités pour estimer des temps de vol entre l'émetteur-balise et le récepteur embarqué sur l'appareil à localiser. Leur portée est limitée à une dizaine de mètres. Ces signaux ne pénètrent pas à travers les murs, leur exploitation n'est donc efficace que s'il y a visibilité directe entre eux. Généralement, ils sont combinés avec d'autres signaux tels que les signaux RF pour gagner en précision, en exploitant par exemple la différence de temps de vol entre les signaux ultrasons et RF [15].

2.3 Signaux optiques.

Les plus anciens systèmes optiques de localisation indoor sont basés sur les signaux infrarouges pulsés, comme le système Active Badge [16]. La portée des signaux infrarouges est de l'ordre de 10 mètres et, tout comme les ultrasons, ces signaux sont inopérants en l'absence de visibilité directe émetteur-récepteur.

Les images vidéo/photo capturées par les caméras sont également des signaux exploités pour la localisation indoor. Ces capteurs optiques sont en effet présents sur de nombreux systèmes électroniques communicant. Les images permettent de détecter un élément connu dans une scène, tel qu'un tableau dans un musée, et de le localiser dans une scène en déterminant les transformations entre l'image originale et les angles de vue du capteur optique pour différentes images successives [17].

Enfin, parmi les signaux optiques exploitables pour la localisation, les plus récents sont les signaux LiFi (Light Fidelity) [18]. Ces signaux visibles, dont la longueur d'onde est comprise entre 480 et 650 nm, sont destinés à des communications visibles sans fil (Visible Light Communications – VLC) haut débit en passant par les sources d'éclairage du bâtiment. Les signaux étant monodirectionnels, la localisation s'opère par réception des signaux LiFi sur l'équipement à localiser. Comme tout signal optique, la visibilité directe est requise.

2.4 Signaux infrarouges thermiques.

Il s'agit de signaux opportunistes, naturellement émis par les objets en fonction de leur température. Ces signaux, de longueur d'onde comprise entre 2 et 15 mm, sont capturés par des capteurs thermiques infrarouges (IR). Comme pour les images vidéo « visibles », la localisation se fait à partir de l'estimation des transformations (rotation, translation) des différentes prises de vue des images thermiques IR successives [19].

2.5 Champs magnétiques et électromagnétiques MF.

Les champs magnétiques sont également utilisés pour la localisation indoor. Des boucles magnétiques sont déployées au sol à des positions fixes connues et émettent en permanence des champs magnétiques. La polarité des signaux émis sur chaque boucle magnétique du « réseau » est modulée par une séquence pseudo-aléatoire [20].

La phase du champ électromagnétique des signaux radio AM à 2 MHz a également été exploitée dans certains systèmes de localisation indoor [21].

2.6 Capteurs inertiels.

Les capteurs inertiels (accéléromètres, gyroscopes et magnétomètres) représentent une source de données très utilisée en navigation. Présents dans tous les smartphones et dans de nombreux objets connectés, ils permettent d'opérer la localisation par odométrie ou en complément avec un autre moyen de géolocalisation « absolu » [17, 22].

3 Algorithmes pour la géolocalisation indoor

Cette partie résume l'ensemble des algorithmes et techniques de géolocalisation indoor associés aux signaux et moyens précédemment cités.

3.1 Trilatération - triangulation.

Il s'agit d'algorithmes basés sur les techniques dites géométriques. La position du mobile à localiser est estimée à partir de *lignes de positions*, déduites d'une à plusieurs caractéristiques des signaux mesurés : temps de vol, RSS (converti en une pseudo-distance à l'aide d'un modèle de propagation indoor) ou angle d'arrivée. L'algorithme de trilatération consiste à calculer l'intersection d'au moins trois cercles (position 2D) ou quatre sphères (position 3D) déduits des temps de vol ou RSS mesurés. Lorsque l'instant d'émission des signaux n'est pas connu du récepteur (absence de synchronisation), une alternative est d'utiliser les temps de vol différentiels (TDOA-Time Difference of Arrival) entre les signaux issus d'émetteurs pris deux à deux. L'algorithme de triangulation utilise quant à lui des lignes de directions d'arrivée pour estimer la position du mobile.

3.2 Localisation coopérative multi-hop.

Utilisés lorsque la couverture du réseau sans fil (GPS, WiFi, réseaux 3G/4G, etc.) est limitée, les algorithmes de localisation coopérative sont basés sur la connectivité entre les mobiles (ou *devices*). Dans ce cas, des algorithmes multihop tels que Distance-Vector hop ou ses variantes [23] peuvent être utilisés. Des messages de broadcasting sont transmis par quelques « mobiles- ancres » de positions connues, et relayés par les autres mobiles environnants. Un mobile peut alors calculer sa position à partir du nombre de sauts effectués par le message de broadcasting pour l'atteindre en utilisant un indicateur de distance (RSS ou temps de vol) pour effectuer la trilatération finale. La localisation coopérative peut être également implémentée pour tirer profit d'un environnement très dense en mobiles, où le mobile à localiser est le plus souvent en non-visibilité directe des ancres principales. Parmi tous les signaux sans fil disponibles, l'algorithme déterminera les liaisons LOS (Line-Of-Sight), par des tests d'hypothèses [24] ou des méthodes de maximum de vraisemblance [25].

3.3 Radar.

En géolocalisation indoor, ce sont principalement les techniques de radar pulsé UWB multi-antennaires (MIMO), voire polarimétriques, qui sont utilisées. Dans le cas d'un radar MIMO polarimétrique, les caractéristiques spatio-temporelles (temps, angles d'arrivée et amplitudes polarimétriques associées) des signaux sont estimées par des algorithmes haute résolution de type MUSIC ou SAGE [26]. Dans les systèmes TWRI, un algorithme de correction des effets du murs, basé sur un modèle de propagation, est appliqué, suivi d'un algorithme de localisation des *cibles* (*i.e. éléments de la scène*) tel que la trilatération ou la rétroprojection [27]. Certains systèmes radar pulsés exploitent le spectre Doppler, au lieu du temps de vol aller-retour, pour estimer la distance cible/radar.

Les techniques radar à onde continue CW (*Continuous Wave*) sont potentiellement utilisées en localisation à travers les murs, notamment avec les ondes THz radar [11]. Des signaux en bande étroite sont transmis en continu et le signal de retour est traité en permanence, ce qui ne permet d'extraire que la vitesse de la cible par effet Doppler.

3.4 Imagerie Tomographique par Radio (ITR).

Tout comme les techniques radar précédemment décrites, l'ITR est une technique de localisation ne nécessitant pas le placement d'un capteur sur l'élément cible à localiser. A partir de l'atténuation des signaux sur les différents récepteurs, un tableau 2D représentant l'environnement maillé est défini, et l'algorithme ITR détermine les valeurs associées à chaque cellule [12] et en déduit la position de la personne à localiser.

3.5 Simultaneous Localization And Mapping (SLAM).

L'algorithme SLAM, très répandu pour les applications de localisation de robot et de véhicule autonome, consiste à *i*) construire une carte de l'environnement et *ii*) se localiser dans cette carte [17], simultanément. L'algorithme opère alors de manière itérative en quatre temps. A l'initialisation (*étape 1*), l'algorithme se réfère à une estimation (à l'instant précédent $k - 1$) de la position du mobile dans la carte reconstruite à ($k - 1$). Lors d'un déplacement (*étape 2*), les nouvelles positions du mobile et des amers de l'environnement sont prédites à partir des nouvelles données proprioceptives (issus des capteurs inertiels, encodeurs, etc.). A l'*étape 3*, une carte locale de l'environnement est construite à partir des données extéroceptives (images de caméra par exemple), et à partir de la mise en correspondance entre cette carte et la carte prédite par les données proprioceptives, l'algorithme calcule les erreurs et donc la correction nécessaire à apporter aux estimations. Enfin, l'estimation des positions du mobile et des amers à l'étape 2 est améliorée en appliquant la correction déterminée dans l'étape 3. Les éventuels nouveaux amers détectés à l'étape 3 sont également corrigés et intégrés dans la carte estimée.

3.6 Fingerprinting.

La méthode du fingerprinting consiste à discrétiser, dans une étape préliminaire (*phase hors ligne*), l'environnement en M cellules où doit s'opérer la localisation. Pour chaque cellule, une empreinte du signal reçu (RSS, temps de vol, angle d'arrivée, etc.) qui est issu de chacun des N émetteurs, est stockée dans une base de données (BD) de dimension $M \times N$. Un inconvénient du fingerprinting est la construction de la BD, d'où l'apparition récente de méthodes d'interpolation [28] et de méthodes de construction participative de BD [29].

Dans l'étape de localisation (*phase en ligne*), l'empreinte mesurée par le mobile est comparée à celles de la BD via une métrique de similarité. Parmi les algorithmes de fingerprinting, on recense les algorithmes déterministes tels que *k-Nearest Neighbors*, les algorithmes probabilistes basés sur l'inférence bayésienne, ou encore les réseaux neuronaux [30].

3.7 Algorithmes de poursuite : filtres Kalman et particuliers.

Les algorithmes de poursuite [31] permettent d'estimer et de suivre la position d'un mobile de manière dynamique en tenant compte des mesures – bruitées – et des trajectoires et mouvements aux instants précédents. Le filtre de Kalman simple est adapté pour des problèmes pouvant se modéliser sous forme linéaire et soumis à du bruit gaussien. Il consiste à estimer récursivement l'état courant (la position actuelle du mobile) à partir de l'estimation de l'état précédent (position précédente estimée) et des mesures actuelles. Dans une première étape, la prédiction de l'état actuel et de la covariance de l'erreur de son estimation est effectuée à partir de l'équation d'évolution entre les instants ($k - 1$) et (k) exprimée sous forme matricielle. Dans la seconde étape, la valeur de l'état estimée et de la covariance de l'erreur d'état est mise à jour à partir de l'équation de mesure reliant l'état à la mesure (données inertielle et/ou données GPS par exemple) par de simples opérations matricielles. Des extensions du filtre Kalman (EKF, UKF) s'appliquent dans le cas où le problème n'est pas linéaire. Alternativement aux filtres de Kalman, les filtres particuliers, basés sur les techniques de Monte-Carlo séquentielles, permettent de couvrir

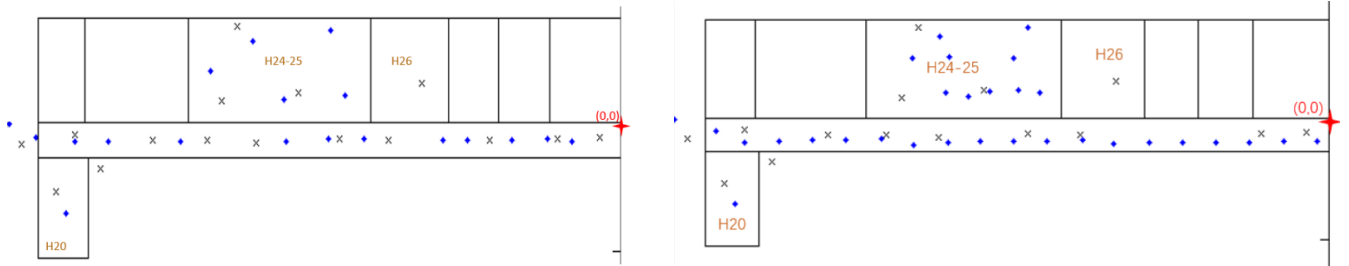


FIGURE 1 – Vue aérienne des deux campagnes de mesures dans le bâtiment IDA. Les croix noires matérialisent les points de références (PR), les losanges bleus sont les points de mesures (PM) à localiser.

Campagne de mesure	n°1	n°2	n°3
Nombre de Points de Référence (PR)	19	31	15
Nombre de points de mesure (PM)	16	15	15
Echantillonnage spatial $\Delta\ell$	$1, 19 \leq \Delta\ell \leq 5, 02$	$\Delta\ell \leq 1, 5$	$1, 19 \leq \Delta\ell \leq 5, 02$
Étage	Rez-de-chaussée	Rez-de-chaussée	Sous-sol

TABLE 1 – Scénarios de mesures.

les cas non pris en compte par les filtres de Kalman (linéarisation non optimale des filtres EKF et UKF, bruits non gaussiens). La démarche des filtres particuliers consiste à rechercher la meilleure estimation de la densité de probabilité des processus aléatoires en jeu dans le système. Considérant un modèle de Markov caché, le filtre estime séquentiellement les valeurs des états cachés à l’instant k à partir des valeurs d’observation précédentes de $n = 0$ à k . La distribution *a posteriori* de l’état à l’instant k sachant les mesures précédentes est estimée par simulations de Monte Carlo.

4 Étude paramétrique d’une méthode Fingerprinting basée sur le WiFi.

4.1 Méthode appliquée.

La méthode de fingerprinting WiFi proposée repose sur une BD (ou carte de référence) construite à partir de statistiques en termes de puissance. L’environnement est échantillonné spatialement sur N_{PR} positions de références. Pendant la phase en ligne, l’équipement souhaitant se localiser mesure les RSS des différents signaux WiFi reçus et les compare avec celles de la BD via une métrique de similarité (ou *norme*) probabiliste. La méthode de calcul des *k-Nearest Neighbors* (kNN ou NNSS-AVG [30]) est ensuite appliquée pour estimer la position de l’équipement, en calculant le barycentre des k plus proches voisins, chacun étant pondéré par l’inverse de sa norme de similarité avec la mesure RSS de l’équipement.

4.2 Description des scénarios et du protocole expérimental.

Les cartes de référence ont été mesurées à l’aide d’un ordinateur portable grâce à un logiciel développé pour cette expérimentation. Ce dernier permet de réaliser l’acquisition et la sauvegarde de mesures (100 mesures successives au même positionnement) et des métadonnées (nom du réseau WiFi, adresse MAC, canal, fréquence). Plusieurs campagnes de mesures ont été réalisées, sur trois étages, au sein d’un bâtiment du laboratoire SATIE à l’ENS de Paris-Saclay (site de Cachan), présentées sur la figure 1. Le positionnement de chaque point de référence, dans le référentiel du bâtiment, est réalisé à l’aide d’un télémètre laser ayant une précision de mesure inférieure au centimètre. Le tableau 1 résume les caractéristiques des campagnes de mesures.

4.3 Étude paramétrique des performances expérimentales du fingerprinting WiFi.

Afin de déterminer les k plus proches voisins dans l’espace signal (*i.e.* espace des empreintes RSS), différentes normes ont été proposées et testées, numérotées de $L1$ à $L4$ (voir système d’équation (1)).

	Norme	L_1	L_2	L_3	L_4
Campagne 1 (RDC)	Erreur moyenne (m)	4.9	3.5	2.5	2.9
	Ecart-type (m)	4.3	2.8	1.7	1.8
Campagne 2 (sous-sol)	Erreur moyenne (m)	3.0	4.4	2.2	3.2
	Ecart-type (m)	4.4	4.5	1.8	2.4

TABLE 2 – Comparaison des performances d’estimation en fonction de la norme utilisée (dans le cas où $1.19 \text{ m} \leq \Delta\ell \leq 5.02 \text{ m}$).

Echantillonnage spatial $\Delta\ell$ (en m)	$\Delta\ell \leq 5$	$\Delta\ell \leq 1,5$
Erreur moyenne (m)	2.5	2.0
Ecart-type (m)	1.7	0.9

TABLE 3 – Comparaison des performances de localisation pour différents pas d’échantillonnage $\Delta\ell$ (norme L_3).

$$\left\{ \begin{array}{l}
L_1 = \frac{1}{N_{AP}} \sum_{n=1}^{N_{AP}} (P_{mes}(n) - P_{ref}(n))^2 \\
L_2 = \frac{1}{N_{AP}} \sum_{n=1}^{N_{AP}} \left(\frac{P_{mes}(n) - P_{ref}(n)}{P_{ref}(n)} \right)^2 \\
L_3 = \frac{1}{N_{AP}} \sum_{n=1}^{N_{AP}} \frac{(P_{mes}(n) - P_{ref}(n))^2}{P_{mes}(n) P_{ref}(n)} \\
L_4 = \frac{1}{M} \sum_{i \neq j} \max \left(\frac{P_{mes}(i) / P_{mes}(j)}{P_{ref}(i) / P_{ref}(j)}, \frac{P_{ref}(i) / P_{ref}(j)}{P_{mes}(i) / P_{mes}(j)} \right)
\end{array} \right. \quad (1)$$

La norme L_1 est la norme euclidienne, fréquemment exploitée dans le cas d’un positionnement par fingerprinting. moyennée sur les N_{AP} réseaux en commun entre un PR ($P_{ref}(k)$) de la carte de référence et le PM à localiser ($P_{mes}(k)$). Les puissances $P_{ref}(k)$ et $P_{mes}(k)$ sont exprimées en Watt.

La métrique L_1 étant non normalisée, elle attribue à tort de fortes valeurs d’erreur à des signaux de forte puissance, relativement à des signaux de moindre puissance. La métrique L_2 introduit une normalisation en divisant par $P_{ref}(k)$, permettant la prise en compte de ces fortes différences de puissance. La norme L_3 normalise la différence de puissance par le produit $P_{ref}(k) \times P_{mes}(n)$. La norme L_4 a été introduite pour tenir compte de récepteurs WiFi d’un type différent lors de l’établissement de la carte de référence et des mesures : tablette, smartphone, objets connectés, *etc.* Dans ce cas, ce sont les rapports de puissance entre les réseaux captés qui sont exploités. Ceux-ci sont pris par paire (i, j) avec M le nombre total de paires possibles de réseaux en commun entre PR et PM.

Les tableaux 2 et 3 synthétisent les résultats de localisation obtenus expérimentalement, respectivement en fonction de la norme utilisée et du pas d’échantillonnage spatial pour la cartographie de référence.

Concernant l’influence de la norme utilisée, comme il était attendu, les mesures de similarité obtenues avec les métriques L_3 et L_4 permettent une meilleure précision de localisation grâce à la normalisation introduite.

Le pas d’échantillonnage spatial $\Delta\ell$ avec lequel sont construites les cartes de références influence la qualité des résultats. La précision de localisation est ainsi meilleure avec un pas d’échantillonnage spatial plus resserré. Toutefois, l’amélioration des performances s’infléchit à partir d’un pas de l’ordre du mètre.

Concernant k , le nombre de plus proches voisins, l’analyse des résultats expérimentaux conduit à retenir un nombre fixe $k_{opt} = 3$. Une méthode de détermination dynamique de k_{opt} a été testée, à partir la distribution statistique des valeurs de la norme sur les N_{PR} points de références candidats, en adaptant la technique de détermination automatique de seuil en traitement d’image - pour des distributions unimodales - proposée par Rosin dans [32]. Les résultats de localisation ont été très légèrement améliorés pour notre étude de cas, mais la détermination dynamique de k_{opt} reste recommandée dans le cas général, au lieu de fixer un paramètre de manière empirique.

Enfin, toutes ces expérimentations ont été effectuées plusieurs fois, afin de déterminer la variabilité dans le temps des cartes de référence. Les résultats obtenus ne montrent pas de variations significatives, certainement parce que l’intervalle de temps (1 mois) entre ces mesures n’était pas suffisant.

5 Conclusions

La navigation terrestre par géolocalisation est maintenant d'un usage quasi-quotidien. Basés essentiellement sur l'exploitation des signaux des réseaux GNSS, ainsi que des signaux des réseaux de télécommunication, ces systèmes ne sont plus opérants dans les bâtiments du fait de la disparition des données GNSS.

Dans cette contribution, nous avons recensé divers signaux auxquels il serait possible de recourir afin de se géolocaliser dans un bâtiment. Nous avons également établi une liste des stratégies et des traitements du signal applicables afin d'estimer une position et une trajectoire à partir de ces données.

Nous avons ensuite appliqué la méthode du *fingerprinting* aux données de puissance des réseaux WiFi (RSS). Pour cela nous avons conduit plusieurs campagnes de mesures dans un bâtiment. D'une part nous avons montré que la méthode du fingerprinting était sensible à la métrique utilisée. Deux métriques parmi les quatre testées ont été distinguées. D'autre part, nous avons évalué expérimentalement la sensibilité de cette méthode vis à vis du pas d'échantillonnage spatial avec lequel était établie la carte de référence. Des performances en terme d'erreur moyenne et d'écart-type de positionnement ont été données.

L'amélioration des performances relevées passe par l'exploitation de signaux issus d'autres capteurs : capteurs inertiels, magnétomètre, capteurs optique et caméra, *etc.* Pour cela nous consolidons actuellement nos premiers résultats grâce à un filtrage de Kalman.

Une modélisation de la puissance électromagnétique rayonnée à partir d'une borne WiFi est également étudiée. Il s'agit de la méthode DPSM (Distributed Point Source Method) développée par Dominique Placko [33], méthode semi-analytique, déjà mise en oeuvre dans des problèmes de contrôle non destructif, d'acoustique, de mécanique des fluides et d'électromagnétisme. Cette méthode pourrait être une alternative au modèle de Motley et Keenan [34]. Le caractère distribué de la méthode DPSM permet une modélisation plus fine des affaiblissements rencontrés. La formulation de cette méthode s'écrivant sous forme d'un problème d'algèbre linéaire, la cartographie des puissances des bornes WiFi peut être aisément obtenue et remise à jour dans le cas d'une maintenance de type Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) [35].

6 Références

- [1] D. Lymberopoulos and J. Liu, "The Microsoft Indoor Localization Competition : Experiences and Lessons Learned," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 34, pp. 125–140, Sept 2017. 1
- [2] P. Millot et al., "An UWB Through-The-Wall radar with 3D imaging, detection and tracking capabilities," in *2015 European Radar Conference (EuRAD)*, pp. 237–240, Sept 2015. 1
- [3] G. Deak, K. Curran, and J. Condell, "A survey of active and passive indoor localisation systems," *Computer Communications*, vol. 35, no. 16, pp. 1939–1954, 2012. 1
- [4] I. Vin, D. P. Gaillot, P. Laly, M. Liénard, and P. Degauque, "Radio science for connecting humans to information systems / L'homme connecté," *Comptes rendus - Physique*, vol. 16, no. 9, pp. 862–873, 2015. 1
- [5] X. Ye, X. Yin, X. Cai, A. P. Yuste, and H. Xu, "Neural-Network-Assisted UE Localization Using Radio-Channel Fingerprints in LTE Networks," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 12071–12087, 2017. 2.1
- [6] K. McDermott, R. M. Vaghefi, and R. M. Buehrer, "Cooperative UTDOA Positioning in LTE Cellular Systems," in *2015 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, pp. 1–6, Dec 2015. 2.1
- [7] F. Adib, Z. Kabelac, and D. Katabi, "Multi-Person Localization via RF Body Reflections," in *12th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 15)*, (Oakland, CA), pp. 279–292, USENIX Association, 2015. 2.1
- [8] H. J. P. Iglesias, V. Barral, and C. J. Escudero, "Indoor person localization system through RSSI Bluetooth fingerprinting," in *2012 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, pp. 40–43, April 2012. 2.1
- [9] P. K. Kumar and T. K. kumar, "UWB Impulse Radar for Through-The-Wall Imaging," *International Journal of Electromagnetics and Applications*, vol. 1, no. 1, pp. 19–23, 2011. 2.1
- [10] Y. Wang, Q. Liu, and A. E. Fathy, "Simultaneous localization and respiration detection of multiple people using low cost UWB biometric pulse Doppler radar sensor," in *2012 IEEE/MTT-S International Microwave Symposium Digest*, pp. 1–3, June 2012. 2.1
- [11] K. B. Cooper et al., "THz Imaging Radar for Standoff Personnel Screening," *IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology*, vol. 1, pp. 169–182, Sept 2011. 2.1, 3.3

- [12] J. Wilson and N. Patwari, "Radio Tomographic Imaging with Wireless Networks," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 9, pp. 621–632, May 2010. 2.1, 3.4
- [13] A. Abdelgawad, "Localization system for indoor robot using RFID," in *2014 IEEE Symposium on Industrial Electronics Applications (ISIEA)*, pp. 157–160, Sept 2014. 2.1
- [14] J. Zhao and Y. Wang, "Autonomous Ultrasonic Indoor Tracking System," in *2008 IEEE International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications*, pp. 532–539, Dec 2008. 2.2
- [15] N. B. Priyantha, A. Chakraborty, and H. Balakrishnan, "The Cricket Location-support System," in *Proceedings of the 6th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, MobiCom '00*, (New York, NY, USA), pp. 32–43, ACM, 2000. 2.2
- [16] A. L. Cambridge, *The Active Badge System*. <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/ab.html>, 2002. 2.3
- [17] N. Mostofi, M. Elhabiby, and N. El-Sheimy, "Indoor localization and mapping using camera and inertial measurement unit (IMU)," in *2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium - PLANS 2014*, pp. 1329–1335, May 2014. 2.3, 2.6, 3.5
- [18] S. Ma, Q. Liu, and P. C. Y. Sheu, "Foglight : Visible Light-Enabled Indoor Localization System for Low-Power IoT Devices," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, pp. 175–185, Feb 2018. 2.3
- [19] S. Vidas, P. Moghadam, and S. Sridharan, "Real-Time Mobile 3D Temperature Mapping," *IEEE Sensors Journal*, vol. 15, pp. 1145–1152, Feb 2015. 2.4
- [20] Polhemus, *Polhemus*. www.polhemus.com, 2005. 2.5
- [21] M. S. Reynolds, *Low Frequency Indoor Radiolocation*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2002. 2.5
- [22] J. Li, M. Guo, and S. Li, "An Indoor Localization System by Fusing Smartphone Inertial Sensors and Bluetooth Low Energy Beacons," in *2017 2nd ICFST*, pp. 317–321, 2017. 2.6
- [23] Y. Wang, X. Wang, D. Wang, and D. P. Agrawal, "Range-Free Localization Using Expected Hop Progress in Wireless Sensor Networks," *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 20, pp. 1540–1552, Oct 2009. 3.2
- [24] S. Frattasi and M. Monti, "On the Use of Cooperation to Enhance the Location Estimation Accuracy," in *2006 3rd International Symposium on Wireless Communication Systems*, pp. 545–549, Sept 2006. 3.2
- [25] H. Wymeersch, J. Lien, and M. Z. Win, "Cooperative Localization in Wireless Networks," *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, pp. 427–450, Feb 2009. 3.2
- [26] T. Chen, H. Wu, and L. Liu, "A Joint Doppler Frequency Shift and DOA Estimation Algorithm Based on Sparse Representations for Colocated TDM-MIMO Radar," vol. 2014, 11 2014. 3.3
- [27] O. B. Daho, *Radar ULB pour la vision à travers les murs : mise au point d'une chaîne de traitement de l'information d'un radar imageur*. PhD thesis, Université de La Rochelle, 2014. 3.3
- [28] K. Cujia et al., "DactyLoc : A minimally geo-referenced WiFi GSM-fingerprint-based localization method for positioning in urban spaces," in *2012 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation, IPIN 2012, Sydney, Australia, November 13-15, 2012*, pp. 1–9, 2012. 3.6
- [29] M. Lee et al., "Elekspot : A Platform for Urban Place Recognition via Crowdsourcing," in *2012 IEEE/IPSJ 12th International Symposium on Applications and the Internet*, pp. 190–195, July 2012. 3.6
- [30] A. Roxin, J. Gaber, M. Wack, and A. Nait-Sidi-Moh, "Survey of Wireless Geolocation Techniques," in *2007 IEEE Globecom Workshops*, pp. 1–9, Nov 2007. 3.6, 4.1
- [31] S. Sand, A. Dammann, and C. Mensing, *Positioning in wireless communications systems*. John Wiley & Sons, 2014. 3.7
- [32] P. L. Rosin, "Unimodal thresholding," *Pattern recognition*, vol. 34, no. 11, pp. 2083–2096, 2001. 4.3
- [33] D. Placko and T. Kundu, *DPSM for modeling engineering problems*. Wiley-Interscience, 2007. 5
- [34] A. J. Motley and J. M. P. Keenan, "Personal communication radio coverage in buildings at 900 MHz and 1700 MHz," *Electronics Letters*, vol. 24, pp. 763–764, June 1988. 5
- [35] J. Tang et al., "Fast Fingerprint Database Maintenance for Indoor Positioning Based on UGV SLAM," vol. 15, pp. 5311–5330, 03 2015. 5