



HAL
open science

Fingerprinting de Zone et Navigation à l'Estime : l'idée est simple, l'exécution plus complexe

Antonin Le Floch, Rahim Kacimi, Pierre Druart, Yoann Lefebvre, André-Luc Beylot

► **To cite this version:**

Antonin Le Floch, Rahim Kacimi, Pierre Druart, Yoann Lefebvre, André-Luc Beylot. Fingerprinting de Zone et Navigation à l'Estime : l'idée est simple, l'exécution plus complexe. CORES 2025 - 10èmes Rencontres Francophones sur la Conception de Protocoles, l'Evaluation de Performances et l'Expérimentation des Réseaux de Communication, Jun 2025, Saint Valery-sur-Somme, France. <hal-05028572>

HAL Id: hal-05028572

<https://hal.science/hal-05028572v1>

Submitted on 10 Apr 2025

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

Fingerprinting de Zone et Navigation à l'Estime : l'idée est simple, l'exécution plus complexe

Antonin Le Floch^{1,2 †} et Rahim Kacimi² et Pierre Druart¹ et Yoann Lefebvre¹
et André-Luc Beylot²

¹Alsatis, 11 Rue Michel Labrousse, Toulouse, France

²IRIT, Université de Toulouse, CNRS, Toulouse INP, UT3, Toulouse, France

S'il est indéniable que la Géolocalisation et Navigation par un Système de Satellites (GNSS) apporte aujourd'hui un service précis de localisation en extérieur, il n'en est pas de même pour l'intérieur des bâtiments où le signal est trop faible. La localisation en intérieur ne peut donc se faire qu'au travers d'un réseau dédié ou en utilisant une infrastructure existante. Dans ce contexte, la comparaison entre la puissance captée et une carte de référence, aussi appelée *fingerprinting*, est très largement étudiée. Toutefois, les recherches actuelles considèrent des modèles qui prédisent une position unique et supposent ainsi une bijection entre position et puissance. Or, à une même puissance peut correspondre un ensemble de positions. Nous proposons donc de changer de paradigme et de prédire une zone de positions aux puissances équivalentes. Cette zone sera ensuite subdivisée en *clusters* avec une pondération donnée grâce à la navigation à l'estime. Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode, prédisant la zone exacte contenant l'utilisateur ainsi que la sous-partie la plus probable. Enfin, une étude expérimentale dans deux réseaux 5G privés permet de mettre en avant les avantages de notre système par rapport à la littérature.

Mots-clés : 5G, Localisation en Intérieur, *Fingerprinting* de Zone, Navigation à l'Estime, Expérimentation

1 Introduction

Le Graal que le monde de la localisation en intérieur essaye d'obtenir est un algorithme universel et précis. Or, la précision est conditionnée par la diversité spatiale des signaux radios, tandis que le caractère universel repose sur l'utilisation de réseaux existants. Dans ces derniers, la répartition des antennes est optimisée pour maximiser la surface de couverture, ce qui réduit la diversité spatiale qui est à la base de la précision des solutions GNSS. Les méthodes pouvant tirer parti d'une quelconque infrastructure doivent donc composer avec des réseaux offrant une à deux antennes en réception, excluant ainsi la multilatération. Il est toutefois possible de comparer des mesures du Reference Signal Received Power (RSRP) avec une carte de référence de la puissance radio afin d'estimer une position, méthode communément appelée *fingerprinting* [WTWL15]. Toutefois, les modèles présents dans la littérature cherchent à prédire une position unique et ainsi présupposent une bijection entre puissance et position. Cette hypothèse se révèle fautive, comme illustré par les Figures 1 et 2, donnant respectivement des positions prédites par *fingerprinting* et l'ensemble des positions identiques en puissance.

Notre approche consiste donc à prédire la zone incluant la position de l'utilisateur. Afin d'en améliorer la précision, elle sera subdivisée en *clusters* et une pondération sera donnée en fonction de la distance au point d'arrivée par navigation à l'estime, méthode consistant à estimer les déplacements de l'utilisateur grâce aux seuls capteurs du téléphone portable [ZLC13], telle qu'illustrée en Figure 4. Cet algorithme est nommé *Fingerprinting for Indoor RSRP Areas* (FIRA).

Une évaluation expérimentale dans les bureaux de la société Alsatis ainsi qu'au Centre Hospitalier Universitaire de Toulouse (CHUT) a été menée et nous en analysons les résultats. Le contexte applicatif de notre étude portait sur la protection des travailleurs isolés.

[†]Contact : antonin.lefloch@irit.fr

Ce travail est inspiré de notre papier accepté et présenté à la conférence IFIP Networking 2024 ainsi que du Manuscrit de Thèse

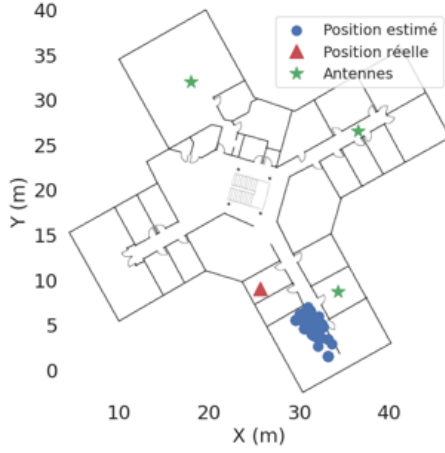
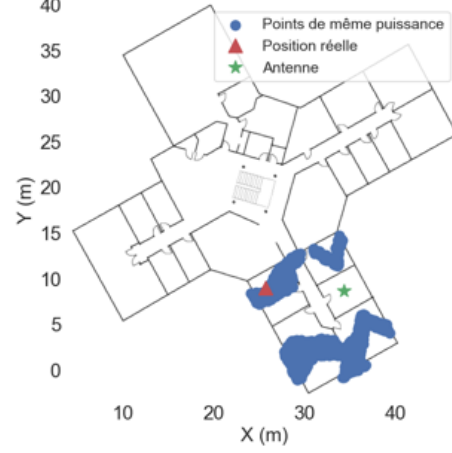

 FIGURE 1: Prédiction par *fingerprinting*.


FIGURE 2: Points de même puissance.

2 *Fingerprinting* de Zone

Notre changement de paradigme impose de revoir les modèles d'apprentissage automatiques utilisés en *fingerprinting*. Classiquement, ces algorithmes ont pour objectif de prédire une position $\hat{r} = (\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ à partir de l'ensemble des puissances reçues par chaque antenne noté $\mathcal{P}(r_i) = [p_1, p_2, \dots, p_N]$. L'objectif du modèle sera donc de minimiser la distance d_i aux points de références r_i tels que $d_i = \|\mathcal{P}(r') - \mathcal{P}(r_i)\|^2 = \sqrt{\sum_{j=1}^N (p'_j - p_{i,j})^2}$.

Au contraire, notre nouvelle approche ne consiste plus à prédire le point le plus probable, mais l'ensemble des points pouvant correspondre à cette mesure de puissance, comme illustré par le Tableau 1. Cette liste est construite itérativement sur la carte de référence en cherchant l'ensemble des points partageant la même puissance \mathcal{P} à ε près.

TABLE 1: Carte de référence en *fingerprinting* par zone

Liste de positions et puissances			
Liste des points similaires	Cellule 1	Cellule 2	Cellule 3
(x1,y1,z1), (x1,y5,z1), (x11,y8,z1) ...	-135 dB	-135 dB	-89 dB
(x1,y2,z1), (x4,y10,z1), (x3,y9,z1) ...	-135 dB	-75 dB	-135 dB
(x2,y1,z1), (x6,y6,z1), (x6,y2,z1) ...	-100 dB	-135 dB	-135 dB
...

Choisir la valeur d' ε est alors crucial, car elle influence directement la taille de la zone prédite. Une valeur trop grande donnera une grande zone, ce qui est peu pertinent. Au contraire, une zone trop petite pourrait ne pas contenir la position réelle de l'utilisateur. Afin de quantifier la qualité d'une prédiction, nous avons défini une métrique \mathcal{A} valant 1 si la position réelle est incluse dans la zone prédite et 0 sinon (1). Ainsi, pour un ensemble de N mesures, on peut définir le taux de réussite comme $\xi = \frac{1}{N} \sum_i \mathcal{A}(r^i, \Omega^i)$.

$$\mathcal{A}(r, \Omega) = \begin{cases} 1 & \text{si } r \in \overset{\circ}{\Omega} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1)$$

où $\overset{\circ}{\Omega}$ est l'intérieur de l'ensemble Ω des valeurs prédites.

Plusieurs modèles ont été entraînés et le RSRP a été collecté pendant cinq minutes en 22 points de mesures répartis sur l'ensemble du bâtiment d'Alsatis. La surface des zones prédites ainsi que le taux de réussite de l'algorithme ξ en fonction d' ε est donné en Figure 3. Suite à ces résultats, nous avons choisi une valeur donnant un bon taux de réussite tout en minimisant la surface, à savoir $\varepsilon = 3dB$.

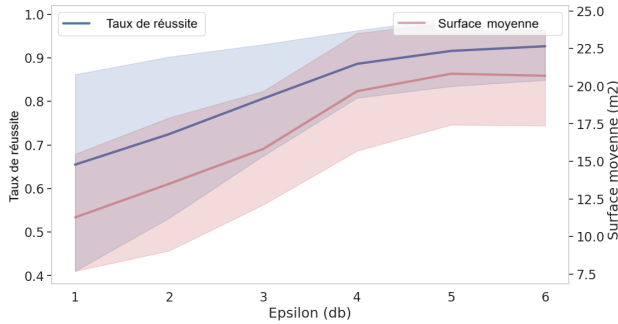


FIGURE 3: ξ et la surface moyenne de la zone en fonction d' ϵ .

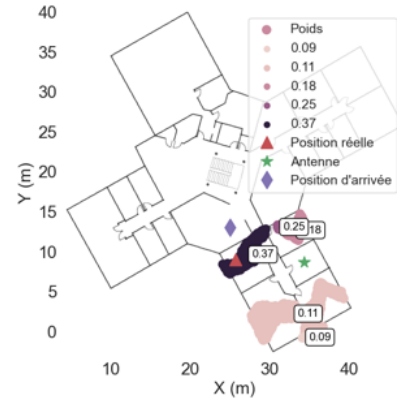


FIGURE 4: Poids des clusters en fonction de la position d'arrivée donné par la navigation à l'estime.

Le résultat du *fingerprinting* de zone est alors similaire à la Figure 2. Afin d'améliorer ce résultat, nous pouvons subdiviser cette zone en sous-parties aussi appelées *clusters*. Ce partitionnement est réalisé grâce à l'algorithme par densité DBSCAN. Ce dernier utilise deux paramètres, la distance d entre deux points pour les considérer comme voisins et le nombre minimal de voisins $MinPts$ requis pour être un point dense. Ici, nous avons pris $d = 30cm$ et $MinPts = 5$.

3 Navigation à l'estime

La navigation à l'estime est une méthode de localisation itérative donnant une estimation relative de la position (x_n, y_n) par rapport aux points précédents (2). La position à un instant t est estimée par une mesure de la distance d et de la direction suivie θ_t . Mesurer la distance parcourue se fait grâce au podomètre en multipliant le nombre de pas par la longueur moyenne d'un pas. La direction est obtenue par le magnétomètre qui donne l'orientation du téléphone par rapport au champ magnétique terrestre.

$$x_n = x_0 + \sum_{t=1}^{n-1} d_t \cdot \cos(\theta_t), y_n = y_0 + \sum_{t=1}^{n-1} d_t \cdot \sin(\theta_t) \quad (2)$$

Deux propriétés sont à retenir. Premièrement, il est nécessaire de définir un point de départ (x_0, y_0) , cette méthode ne donnant que des positions relatives et non absolues. Deuxièmement, il existe une imprécision sur la mesure de la distance et de l'angle, ce qui résulte en une erreur de position qui se cumule dans le temps. La navigation à l'estime requiert donc des calibrations fréquentes afin de compenser ce biais.

4 FIRA

L'algorithme FIRA utilise le *fingerprinting* lorsque l'utilisateur est statique, et la navigation à l'estime lors d'un mouvement. À l'arrêt de l'utilisateur, la dernière position estimée par la navigation à l'estime sert de référence afin d'attribuer un poids à chaque *cluster* de la zone selon (3), et tel qu'illustré en Figure 4. On notera d_i la distance entre le dernier point prédit par la navigation à l'estime et le centroïde du cluster i .

$$w_i = \frac{1}{d_i \cdot C}, \text{ avec } : C = \sum_{i=0}^n \frac{1}{d_i} \quad (3)$$

Le centroïde du *cluster* ayant le poids le plus élevé servira de départ à la navigation à l'estime. Ainsi, le *fingerprinting* permet de donner fréquemment un nouveau point de départ.

5 Expérimentations

Nous avons mis en place plusieurs expérimentations dans les bureaux d'Alsatis ou au CHUT avec des réseaux 5G privés. Les équipements déployés dans ces réseaux sont produits par des acteurs français, tels qu'Halys, Amarisoft, AW2S ou Crosscall.

Le chemin de référence est donné en Figure 5 tandis qu'une estimation du trajet est illustrée en Figure 6 illustrant FIRA. L'utilisateur est dans un premier temps statique et une zone de présence est estimée au sud du bâtiment. Lors de son premier mouvement, le point de départ pour la navigation à l'estime est donné par le centroïde du cluster ayant le plus grand poids. À l'arrivée au point « Pause », FIRA bascule sur le *fingerprinting*. La nouvelle zone d'arrivée servira alors de point de départ lors du second mouvement.

La Figure 7 donne la fonction de répartition de l'erreur pour dix répétitions. Nous donnons également les performances de l'algorithme PDR and RSRP Interplay for Localization Using 5G Networks (PRILUN), qui fusionne le *fingerprinting* classique et la navigation à l'estime.

Deux choses sont à noter. Premièrement, selon la Figure 7, FIRA est globalement plus précis que les deux méthodes « classiques » ainsi que PRILUN. Deuxièmement, FIRA donne une zone de recherche ainsi qu'une classification de l'importance des *clusters*, orientant ainsi l'équipe de recherche en priorité vers la zone la plus probable. L'ensemble de ces observations ont été confirmées au CHUT.

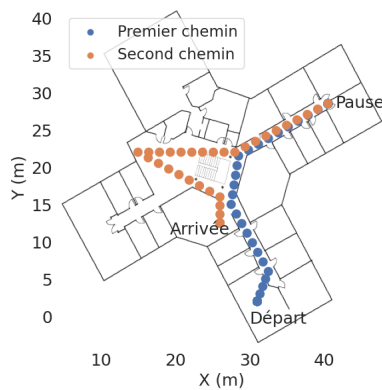


FIGURE 5: Chemin de référence à Alsatis.

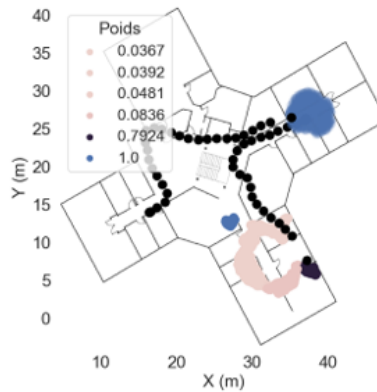


FIGURE 6: Estimation par FIRA à Alsatis.

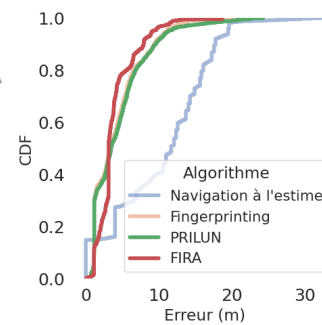


FIGURE 7: Fonction de répartition empirique de l'erreur.

6 Conclusion

Dans cet article, nous présentons une nouvelle méthode de localisation en intérieur fusionnant *fingerprinting* de zone et navigation à l'estime. Notre nouvelle approche permet d'améliorer la précision de la localisation tout en donnant une zone exacte de recherche. Une étude expérimentale dans un réseau 5G privé déployé dans un centre hospitalier et des bureaux a permis de montrer les performances cette nouvelle méthode. L'extension de cette méthode à d'autres grandeurs mesurées comme le temps de vol ouvre la voie à de nouvelles recherches. Enfin, l'amélioration de la navigation à l'estime grâce à des méthodes de correspondances de carte permettrait de compléter nos travaux.

Références

- [WTWL15] Yutian Wen, Xiaohua Tian, Xinbing Wang, and Songwu Lu. Fundamental limits of rss fingerprinting based indoor localization. In *2015 IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, pages 2479–2487, 2015.
- [ZLC13] Xiaojun Zhu, Qun Li, and Guihai Chen. Apt : Accurate outdoor pedestrian tracking with smartphones. In *2013 IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, pages 2508–2516, 2013.