



HAL
open science

Repousser les limites de l'informatique ubiquitaire par l'utilisation des smartphones

Kevin Jiokeng

► **To cite this version:**

Kevin Jiokeng. Repousser les limites de l'informatique ubiquitaire par l'utilisation des smartphones. Informatique ubiquitaire. Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, 2022. Français. NNT : 2022INPT0003 . tel-04190080

HAL Id: tel-04190080

<https://theses.hal.science/tel-04190080>

Submitted on 29 Aug 2023

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.



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (Toulouse INP)

Discipline ou spécialité :

Informatique et Télécommunication

Présentée et soutenue par :

M. KEVIN JIOKENG FOFIE

le jeudi 6 janvier 2022

Titre :

Repousser les limites de l'informatique ubiquitaire par l'utilisation des smartphones

Ecole doctorale :

Mathématiques, Informatique, Télécommunications de Toulouse (MITT)

Unité de recherche :

Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT)

Directeur(s) de Thèse :

M. GENTIAN JAKLLARI

M. ANDRÉ-LUC BEYLOT

Rapporteurs :

MME NATHALIE MITTON, INRIA VILLENEUVE D'ASCQ

M. NICOLAS MONTAVONT, IMT ATLANTIQUE

Membre(s) du jury :

MME ISABELLE GUERIN LASSOUS, UNIVERSITE LYON 1, Président

M. ANDRÉ-LUC BEYLOT, TOULOUSE INP, Membre

M. ANDRZEJ DUDA, INP GRENOBLE, Membre

M. GENTIAN JAKLLARI, TOULOUSE INP, Membre

M. VANIA CONAN, THALES, Membre

A mes parents

REMERCIEMENTS

Cette thèse a été une belle aventure que j'ai vécue avec plusieurs personnes rencontrées sur le chemin ou qui m'ont accompagné depuis plus longtemps dans la grande aventure de ma vie. Mon cœur est plein de gratitude envers vous toutes et tous qui m'avez accompagné, motivé ou aidé de quelque façon que ce soit.

Je tiens à remercier tout d'abord mon directeur de thèse, Gentian Jakllari et mon co-directeur André-Luc Beylot. Ces années passées avec vous ont été un vrai plaisir. Merci à tous les deux de m'avoir enseigné la recherche, donné le goût de l'excellence tout en m'accueillant comme j'étais et en m'accompagnant de très près dans chaque étape. Merci à toi Gentian pour les nuits blanches, ton enthousiasme et ta disponibilité de toujours.

Je veux aussi remercier Nathalie Mitton et Nicolas Montavont qui ont posé des regards d'experts sur mes travaux de thèse en réalisant des rapports particulièrement complets, pointilleux et instructifs. Je remercie également les membres de mon jury de soutenance, Isabelle Guérin Lassous sa présidente, Andrzej Duda et Vania Conan, professeurs et chercheurs de renom, pour avoir pris du temps pour évaluer mes travaux. Vos questions pertinentes après la soutenance ont conduit à des discussions riches qui ont fait mûrir mes réflexions sur les sujets abordés.

Je remercie aussi l'ensemble du personnel de l'équipe RMESS de l'IRIT au sein de laquelle j'ai passé de très bons moments, avant et même pendant le covid ! Merci à tous les doctorants, devenus de véritables amis. Merci Justin, Romain, Firmin, Youssouf, Mohamed, Amal, Elene, Aminata, Chaïma, Asma, Guillaume, Fabien, Edouard, Antonin, Louis, Lucas, Francisco, Daniel, Quentin, Mohammed, Oana, Adrien, Aakash, Cédric, Dorin, Yoan, Elie, Mouna, Kuljaree. Je vous dois tant ! Merci à toi Firmin pour les échanges sur les idées les plus folles pouvant révolutionner la science ! Merci aussi à tous les permanents de l'équipe : Manu, Béatrice, Riadh, Katia, Jean-Luc, Jérôme, Julien, Urtzi, Adrien, Thierry, Rejane. Merci pour l'environnement favorable et les discussions fructueuses. Merci à tous aussi pour avoir plusieurs fois accepté de participer à mes expériences.

Le laboratoire est devenu pour moi comme une vraie famille, avec plein de connaissances et amis dans plusieurs équipes et à tous les étages. Merci à tous pour ces bons moments. Merci aux secrétaires Sylvie, Annabelle, Vanessa et Muriel. Merci aux autres collègues doctorants Boris, Bastien, Antoine, Antoine, Armel, Tu, Jean-Baptiste, Djob, Lavoisier, Stella, Peterson, Mathieu, Greg, Franklin, Ayoub. Merci pour les belles activités, et les

beaux débordements aux football !

Je tiens également à remercier mes aînés dans la recherche, Boris Teabe et Brice Ekane pour les fructueuses discussions et les nombreux précieux conseils. Merci aussi à Alain Tchana et Daniel Hagimont qui ont été mes premiers instructeurs dans la recherche et m'y ont grandement aidé.

Ma thèse étant très expérimentale, j'ai été aidé par de nombreux volontaires (au moins 217!) qui ont accordé de leur temps pour participer à mes expériences. Je suis reconnaissant envers tous ces étudiants et personnels du labo qui ont souvent accordé quelques minutes de leur temps « pour faire avancer la science » :). Les personnels du labo ont en plus dû subir ces expériences avec répétition. Merci.

Je veux également remercier les étudiants que j'ai encadrés dans le cadre de stages ou de projets longs qui, en plus d'être de participer aux expériences, ont contribué à l'élaboration ou l'évaluation des solutions qui sont développées dans ce manuscrit. Merci à Younes Omnari, Firmin Kateu, Cyprien Dubois, Adrien Laporte, Adrien Leryo, Aymeric Tavernier, Matthias Roger, Amnay Kanae, Khalil Yassir, Chambert-loir Gabriel, Mina Alla, Dambrine Vincent, Christian Eldhdah, Rivera Juan.

Je ne saurais ne pas remercier ma famille qui a toujours été là pour moi et a joué un grand rôle dans toute ma vie et dans cette thèse : mes parents Marthe et Denis Jiokeng, mes frères et sœurs Arlette, Aubin, Francis et Alida, mes oncles et tantes, cousins et cousines, qui m'ont emmené à *repousser mes limites* en croyant en moi des fois plus que moi-même. Merci aussi à mes nombreux amis et en particulier à ceux du groupe Parole de Dieu et ceux de la paroisse Saint Marc et Notre Dame d'Espérance de Toulouse. Hornella, Thierry, Regis, Boleyn, Karel, Giscard, Dora, Cadrelle, Freddy, Dimitri, Yvan, Serge, Tatiana, Aziz, Elisabeth, Nicolas, Jean-Marc, Père Jean-Baptiste, Marie-Thérèse, Christine, Jacques... Je ne peux tous vous citer, merci pour tout.

Amie fidèle, je veux adresser mon ultime remerciement à ma fiancée Kevine Fosso, pour sa présence, sa patience, son soutien indéfectible et ses nombreux encouragements. Merci d'avoir toujours été là pour moi. Sans toi les choses n'auraient clairement pas été pareilles. Ce diplôme est aussi le tien ! Merci.

RÉSUMÉ

Les smartphones occupent une place de plus en plus importante dans notre quotidien. Ils permettent d'accéder, en tout temps et en tout lieu, à de nombreux services facilitant la vie de l'utilisateur et jouent ainsi un rôle important dans nos modes de vie à l'ère de l'informatique ubiquitaire.

De nombreux travaux ont montré par exemple qu'il était possible de proposer avec ces dispositifs mobiles bien plus que ce que l'on peut faire avec un simple ordinateur. L'espace des services qu'ils offrent s'est ainsi grandement étendu dans des domaines extrêmement variés. Cependant, leur mise en œuvre présente souvent des limites en raison des contraintes d'utilisation importantes qu'elles font peser sur l'utilisateur, du déploiement infrastructurel qu'elles requièrent ou de la précision limitée qu'elles permettent d'atteindre.

Dans cette thèse, nous nous proposons de repousser ces limites. Nous avons retenu la condition d'utilisation la moins contraignante : celle d'un téléphone simplement tenu dans la main. Nous proposons alors HandRate, le premier système capable de suivre la fréquence cardiaque d'un utilisateur dans ce contexte d'utilisation. Nous exploitons ensuite ce même signal vibratoire de la main pour construire HoldPass, un système capable d'authentifier un utilisateur dans ces mêmes conditions d'utilisation. HandRate et HoldPass peuvent ainsi jouer un rôle important dans la lutte contre les maladies cardio-vasculaires et une authentification biométrique plus sûre et plus difficile à outrepasser. Pour ajouter du contexte à ces informations médicales, nous mettons à profit les avancées récentes du standard WiFi et proposons un algorithme, FUSIC, permettant de fournir une localisation plus précise à l'intérieur des bâtiments. Des prototypes de chacune de ces solutions ont été implantés sur du matériel réel et ont donné lieu à des expérimentations en vraie grandeur, incluant parfois la participation de centaines d'utilisateurs. Elles montrent des améliorations sensibles des performances tout en minimisant les contraintes d'utilisation.

ABSTRACT

Smartphones have increasingly become an important part of our everyday lives. By enabling anywhere-anytime access to numerous digital services, they have emerged as a key catalyst for ushering in the new era of ubiquitous computing and intelligent environment.

Research in academia and industry has shown it is possible to offer with these mobile devices much more than what can be done with a simple computer. The space of services they offer spans a very diverse and wide spectrum of applications, ranging from navigation, to digital healthcare and as far as the liquid identification. Nevertheless, the transition from academic labs to the market has fallen short of the expectations, in large part due to the significant constraints they place on the user, the infrastructural deployment they require or the limited accuracy in practice they offer.

In this thesis, we aim at closing the gap between promise and market adoption. We have chosen the least restrictive usage condition : a phone simply held in the hand. We propose HandRate, the first smartphone-based system able to track the heart rate of a user by leveraging the hand vibrations induced by the cardiac cycle. We furthermore exploit this same hand vibration signal to build HoldPass, a system capable of authenticating a user. HandRate and HoldPass can thus play an important role in the fight against cardiovascular diseases and a biometric authentication that is more secure and more difficult to circumvent. To add context to this medical information, we take advantage of recent advances in the WiFi standard and propose an algorithm, FUSIC, to provide more accurate location inside buildings. Prototypes of each of these solutions have been implemented on real hardware and have led to full-scale experiments, sometimes involving hundreds of users. They show significant improvements in performance while minimizing usage constraints.

TABLE DES MATIÈRES

Liste des figures	xv
Liste des tableaux	xix
Glossaire	xxiv
1 Introduction	1
1.1 Contexte	1
1.1.1 Le téléphone intelligent dans la vie de tous les jours	1
1.1.2 L'ère de l'informatique ubiquitaire	1
1.1.3 Caractéristiques du smartphone	2
1.1.4 Les applications du smartphone dans l'informatique ubiquitaire	3
1.2 Motivations	5
1.3 Méthodologie	6
1.3.1 Au plus près du monde réel	6
1.3.2 Une approche interdisciplinaire	6
1.4 Contributions et plan du mémoire	7
1.4.1 HandRate : surveiller son rythme cardiaque en tenant simplement son smartphone	7
1.4.2 HoldPass : un système d'authentification biométrique fondé sur les micro-vibrations de la main	8
1.4.3 FUSIC : se localiser en intérieur avec le standard WiFi-FTM	8
I Surveillance de la santé et Authentification à l'aide de l'activité cardiaque	11
2 Etat de l'art	15
2.1 Le cycle cardiaque	15
2.2 Les techniques de mesure de l'activité cardiaque	15
2.2.1 L'Electrocardiographie (ECG)	16
2.2.2 La Phonocardiographie (PCG)	17

2.2.3	La Photoplethymographie (PPG)	17
2.2.4	La Séismocardiographie (SCG)	17
2.2.5	La Balistocardiographie (BCG)	18
2.3	Les métriques liées à l'activité cardiaque	18
2.3.1	La fréquence cardiaque	18
2.3.2	La variabilité de la fréquence cardiaque	19
2.4	Le matériel pour la mesure de la fréquence cardiaque	20
2.4.1	Le matériel médical	20
2.4.2	Les équipements connectés	21
2.5	Les défis liés à la mesure de l'activité cardiaque sur smartphone	21
2.6	Les systèmes de calcul de la fréquence cardiaque utilisant un smartphone	22
2.6.1	Photoplethymographie	23
2.6.2	Electrocardiographie	23
2.6.3	Phonocardiographie	24
2.6.4	Séismocardiographie	24
2.6.5	Balistocardiographie	24
2.6.6	Résumé et positionnement	25
2.7	Les systèmes d'authentification fondés sur l'activité cardiaque	27
2.7.1	Les critères de comparaison	27
2.7.2	Avec du matériel spécialisé	28
2.7.3	Sur des équipements connectés	29
2.7.4	Sur smartphone	29
2.7.5	Notre positionnement	30
3	HandRate : surveiller sa fréquence cardiaque en tenant simplement son smartphone	31
3.1	Un rappel sur la Balistocardiographie	32
3.2	Le BCG peut-il être mesuré dans la main à l'aide d'un smartphone? Etude de faisabilité.	32
3.2.1	Sensibilité des accéléromètres	33
3.2.2	Étude expérimentale	33
3.2.3	Résumé	35
3.3	Vue d'ensemble de HandRate	35
3.4	Traitement du signal	36
3.4.1	Prétraitement	36
3.4.2	Recomposition du signal	37
3.4.3	Analyse du signal	38
3.5	Calcul de la fréquence cardiaque avec des réseaux de neurones	40
3.5.1	Architecture du réseau de neurones pour l'identification de la fréquence cardiaque	41

3.5.2	Calcul de la fréquence cardiaque	42
3.6	Implantation et jeu de données	42
3.6.1	Implantation	42
3.6.2	Protocole de collecte des données	43
3.6.3	Statistiques sur les données	43
3.6.4	Etiquetage des données	44
3.6.5	Atténuation du déséquilibre dans les échantillons	45
3.7	Evaluation	45
3.7.1	Entraînement	46
3.7.2	Configuration de l'évaluation	46
3.7.3	Intervalle inter-battements	47
3.7.4	Calcul de la fréquence cardiaque	48
3.7.5	BCG dans la main vs. SCG vs. PPG. vs. matériel spécial	48
3.7.6	Variation des conditions expérimentales	49
3.7.7	Effet de la stratégie de suréchantillonnage	50
3.7.8	Recomposition du signal	51
3.7.9	Temps d'exécution	52
3.7.10	Utilisation des ressources	53
3.8	Limites et discussion	53
3.9	Conclusion	54
4	HoldPass : un système d'authentification biométrique fondé sur les micro-vibrations de la main	55
4.1	Faisabilité de l'authentification fondée sur la BCG dans la main : une analyse qualitative	57
4.1.1	Sources physiologiques de l'authentification fondée sur la BCG	57
4.1.2	Une étude de cas	57
4.2	Faisabilité de l'authentification fondée sur la BCG dans la main : une analyse quantitative	59
4.2.1	Construction d'un jeu de données à grande échelle et en libre accès	59
4.2.2	Évaluation de la qualité du signal	60
4.2.3	Alignabilité du signal	61
4.3	Aperçu du système HoldPass	63
4.4	Traitement du signal	64
4.4.1	Prétraitement	64
4.4.2	Découpage asynchrone du signal	65
4.5	Exploration de caractéristiques pour l'authentification sans alignement	66
4.5.1	Apprentissage à partir de multiples caractéristiques	67
4.5.2	Entraînement du modèle général	68
4.5.3	Réduction des caractéristiques	69

4.5.4	Importance des caractéristiques groupées	70
4.5.5	Résultats avec un sous-ensemble réduit de caractéristiques	72
4.6	Evaluation	72
4.6.1	Implantation	72
4.6.2	Entraînement et méthodologie d'évaluation	73
4.6.3	Métriques d'évaluation	74
4.6.4	Performance globale	74
4.6.5	Expérience utilisateur de HoldPass	76
4.6.6	Comparaison de HoldPass avec d'autres systèmes d'authentification fondés sur l'activité cardiaque	77
4.6.7	Performance dans le temps	78
4.6.8	Analyse de sensibilité : Effet des paramètres du système	79
4.6.9	Performance dans différentes conditions expérimentales	80
4.7	Limites et discussion	81
4.8	Conclusion	82
II	Localisation en intérieur à l'aide du standard WiFi-FTM	83
5	Etat de l'art	85
5.1	Technologies pour la localisation en intérieur	85
5.1.1	Les ondes radio et sonores	85
5.1.2	Les capteurs inertiels	86
5.1.3	Les balises de position	86
5.1.4	Le WiFi, le grand favori	87
5.2	Localisation avec du WiFi	87
5.2.1	Le <i>fingerprinting</i>	87
5.2.2	La multilatération	88
5.2.3	La triangulation	89
5.3	Calcul de distance fondé sur le WiFi	89
5.3.1	Approches par puissance du signal reçu	89
5.3.2	Approches par temps de vol	90
5.4	Le protocole <i>Fine Timing Measurement</i>	91
5.4.1	Fonctionnement	92
5.4.2	Les avantages du FTM	93
5.4.3	Les travaux de recherche avec le protocole FTM	94
5.5	Résolution des chemins de propagation d'un signal WiFi	95
5.5.1	Les <i>Channel State Information</i>	95
5.5.2	L'algorithme MUSIC : Estimation de l'angle d'arrivée et du temps de vol d'un signal	96

5.6	Notre positionnement	97
6	FUSIC : se localiser en intérieur avec le standard WiFi-FTM	99
6.1	Le FTM, son problème de multi-chemin et MUSIC	100
6.1.1	Identification du problème	101
6.1.2	L'origine du problème dans les situations de trajets multiples	103
6.1.3	MUSIC et le problème de l'imprécision	105
6.2	FUSIC	106
6.2.1	Détecter quand FTM a besoin de correction	107
6.2.2	Correction du résultat de FTM	108
6.3	Évaluation des performances	109
6.3.1	Implantation de FUSIC	109
6.3.2	Mise en place expérimentale	110
6.3.3	Calibrage du matériel	112
6.3.4	Précision dans l'environnement semi-contrôlé	114
6.3.5	Précision dans des environnements d'intérieur réels	115
6.3.6	Application à la localisation en intérieur	115
6.4	Limites et discussion	116
6.5	Conclusion	117
	Conclusions et perspectives	119

LISTE DES FIGURES

1.1	Evolution des services offerts par les téléphones mobiles	4
1.2	Résumé des contributions	5
1.3	Méthodologie suivie pendant la thèse	6
2.1	Différentes techniques de surveillance de l'activité cardiaque : exemples de signaux.	16
3.1	Exemple de signal BCG (et référence ECG)	32
3.2	Configuration expérimentale	34
3.3	Qualité du signal dans la main et sur le nombril	34
3.4	Corrélation croisée du signal avec un segment de 1 s de long centré sur le point d'amplitude maximale	35
3.5	HandRate : Architecture du système	36
3.6	Combinaison des signaux à l'aide de l'ACP	38
3.7	Variance retenue après l'Analyse en Composantes Principales	38
3.8	Le calcul de la fréquence cardiaque fondé sur la FFT peut conduire à des erreurs importantes sur des signaux de basse qualité. $Q_{Kurt} : 0.083$	39
3.9	Scalogramme (CWT) : Analyse temps-fréquence du signal.	39
3.10	Résultats mitigés du calcul de la fréquence cardiaque par ondelettes	40
3.11	Architecture du réseau de neurones de HandRate	42
3.12	Exemple de sortie du réseau de neurones	42
3.13	Statistiques du jeu de données. Données recueillies auprès de 18 participants, âgés de 22 à 52 ans, dont 6 sujets féminins et 12 sujets masculins	44
3.14	Étiquetage des données : Mapping du scalogramme avec les instants de battements cardiaques en utilisant l'ECG	44
3.15	Fonction de répartition empirique de l'erreur de calcul de l'IBI	47
3.16	Fonction de répartition empirique de l'erreur de calcul de la fréquence cardiaque	47
3.17	Performance avec différentes façons de tenir le téléphone	49
3.18	Performances de HandRate à différentes fréquences cardiaques	49
3.19	Effet de la stratégie de suréchantillonnage	50
3.20	Comparaison de différentes stratégies d'utilisation du signal de l'accéléromètre	51

4.1	Vue haut niveau de HoldPass	56
4.2	Configuration expérimentale	57
4.3	Signaux d'accéléromètre et de gyroscope de 2 volontaires avec des rythmes cardiaques similaires : 70 bat./mn ($\sim 5,8$ impulsions dans une fenêtre de 5 s)	58
4.4	Statistiques sur l'ensemble de données A. Données recueillies auprès de 112 participants, âgés de 20 à 60 ans, dont 19 femmes et 93 hommes	60
4.5	Erreur d'alignement du signal. En raison de leur faible qualité, les cycles des signaux BCG dans la main ne peuvent être alignés de manière fiable.	61
4.6	Architecture du système HoldPass	63
4.7	Précision de l'authentification avec toutes les caractéristiques	68
4.8	L'exactitude de l'authentification avec des fonctionnalités réduites	68
4.9	Performance globale de HoldPass	75
4.10	Le temps c'est la sécurité : l'utilisation de plusieurs segments de signal améliore considérablement les performances d'authentification de HoldPass	75
4.11	Fonction de répartition empirique du nombre de tentatives pour une connexion réussie.	76
4.12	Précision pour plusieurs quantités de données d'enregistrement	76
4.13	Nombre de tentatives d'authentification réussies sur 8 jours ouvrables	78
4.14	Performance quatre mois plus tard	78
4.15	Compromis entre les erreurs de détection. Effet de différents paramètres du système	79
4.16	Performance dans différentes conditions expérimentales	81
5.1	Principe de la multilatération	88
5.2	Principe de la triangulation	89
5.3	Présentation du protocole FTM	92
5.4	Principe de l'algorithme MUSIC	96
6.1	Estimation de distance avec FTM. Vérité terrain à 5 m	100
6.2	Problème des trajets multiples	100
6.3	Précision de FTM dans des scénarios LOS	102
6.4	Précision de FTM dans différents contextes : LOS ou NLOS	102
6.5	Expériences dans un environnement sans trajets multiples (stade de football)	103
6.6	Spectres MUSIC normalisés dans trois situations différentes	104
6.7	Erreur en fonction de la puissance relative du chemin direct	104
6.8	Estimation de distance fondée sur les CSI. Vérité terrain à 5 m	105
6.9	Un exemple d'implantation de FUSIC, dans le pilote de la carte sans fil du terminal	110
6.10	Mise en place expérimentale : le système de réception	110
6.11	Mise en place expérimentale : les environnements d'évaluation	111

6.12	Précision de FTM dans différentes configurations, avant et après calibrage .	113
6.13	FUSIC vs FTM au cours d'une expérience où la position de l'utilisateur varie dans le temps	114
6.14	FUSIC vs FTM à différentes distances, avec une chemin direct obstrué . . .	114
6.15	Précision de FUSIC et de FTM dans trois pièces du bâtiment	115
6.16	Localisation à l'aide de FUSIC et de FTM	116

LISTE DES TABLEAUX

2.1	Classification des solutions de suivi de la fréquence cardiaque avec un smartphone.	26
2.2	Comparaison de plusieurs caractéristiques biométriques	28
3.1	Sensibilité et niveau de bruit d'accéléromètres de plusieurs téléphones du marché	33
3.2	Erreur de calcul de l'IBI (en ms) – Comparaison entre HandRate et d'autres méthodes de traitement du BCG mesuré dans la main.	47
3.3	Erreur de calcul de la fréquence cardiaque (en bat./min) – Comparaison entre HandRate et d'autres méthodes de traitement du BCG mesuré dans la main	48
3.4	Comparaison entre HandRate et d'autres techniques de suivi : SCG, PPG et capteur spécialisé	48
3.5	Temps d'exécution de HandRate	52
3.6	Utilisation des ressources par HandRate	53
4.1	Jeux de données créés et utilisés dans cette étude. Disponibles publiquement sous la forme d'un dépôt anonyme en ligne [175]	59
4.2	Les 10 domaines de caractéristiques les plus importants	72
4.3	Paramètres du système et leurs valeurs par défaut	73
4.4	Temps de réponse du système	76
4.5	Comparaison de HoldPass avec d'autres systèmes d'authentification fondés sur l'activité cardiaque	77
6.1	Médiane et 90ème percentile de l'erreur de FTM dans différentes configurations, avant et après calibrage	113

ACRONYMES

ACP Analyse en Composantes Principales.

API *Application Programming Interface.*

ACC *Accuracy.*

AoA *Angle of Arrival.*

BCG Balistocardiographie.

CAE *Cycle Alignment Error.*

CSI *Channel State Information.*

CWT *Continuous Wavelet Transform.*

DHCP *Dynamic Host Configuration Protocol.*

DTW *Dynamic Time Warping.*

DWT *Discrete Wavelet Transform.*

EER *Equal Error Rate.*

ENSEEIH Ecole Nationale Supérieure d'Electrotechnique, d'Electronique, d'Informatique, d'Hydraulique et des Télécommunications.

FAR *False Accept Rate.*

FRR *False Reject Rate.*

FTM *Fine Time Measurement.*

GNSS *Global Navigation Satellite System.*

GPS *Global Positioning System.*

IBI *Inter-Beat Interval.*

IEEE *Institute of Electrical and Electronics Engineers.*

IMU *Inertial Measurement Unit.*

IoT *Internet of Things.*

LOS *Line of Sight.*

LR *Logistic Regression.*

LSTM *Long Short-Term Memory.*

-
- MLP** *Multi-Layer Perceptron.*
- MUSIC** *MUltiple Signal Classification.*
- NB-IoT** *Narrowband IoT.*
- NLOS** *Non Line of Sight.*
- OFDM** *Orthogonal Frequency Division Multiplexing.*
- PCG** *Phonocardiographie.*
- PDP** *Power-Delay Profile.*
- PPG** *Photoplestymographie.*
- RFID** *Radio Frequency Identification.*
- RF** *Random Forest.*
- RMSE** *Root Mean Squared Error.*
- RMS** *Root Mean Square.*
- RSSI** *Received Signal Strength Indicator.*
- RTT** *Round Trip Time.*
- SCG** *Seismocardiographie.*
- SNR** *Signal-to-Noise Ratio.*
- STFT** *Short-Time Fourier Transform.*
- SVM** *Support Vector Machine.*
- TWRP** *Two Way Ranging Protocol.*
- ToA** *Time of Arrival.*
- ToF** *Time of Flight.*
- UWB** *Ultra Wideband.*

INTRODUCTION

1.1 Contexte

1.1.1 Le téléphone intelligent dans la vie de tous les jours

Les téléphones intelligents font aujourd'hui partie intégrante de notre mode de vie. Ce sont de véritables compagnons électroniques que nous emportons partout avec nous pour nos différentes tâches quotidiennes. Nous les utilisons pour communiquer, accéder à des informations, faire nos achats, nous distraire, nous diriger en voiture, nous assister dans nos tâches professionnelles et personnelles, entre autres. Ils répondent à un besoin profond, datant des années 90, qu'a l'homme d'avoir à sa disposition un équipement mobile capable d'effectuer des calculs divers, de façon similaire à un ordinateur.

En effet, après la graine semée en 1992 avec l'« IBM Simon » [1], premier téléphone de ce type, différents travaux menés dans ce nouveau secteur ont conduit à une véritable révolution à la fin des années 2000, avec notamment l'avènement de téléphones dotés de véritables systèmes d'exploitation et la démocratisation des écrans tactiles. Désormais plus faciles d'accès et d'utilisation, ces téléphones connaîtront un très grand succès auprès des utilisateurs. Ils offrent alors, et ce pour la toute première fois, une grande liberté en permettant le développement par des tiers d'applications implantant des fonctionnalités diverses et variées. Depuis lors, ils n'ont cessé d'évoluer, en intégrant des ressources de calcul de plus en plus performantes dans le but d'offrir une expérience utilisateur toujours plus satisfaisante. Ils ont permis peu à peu d'effectuer des tâches informatiques nombreuses et diversifiées, favorisant ainsi une entrée de plain-pied dans l'ère de l'informatique ubiquitaire.

1.1.2 L'ère de l'informatique ubiquitaire

Après l'ère des ordinateurs centraux qui étaient utilisés par plusieurs utilisateurs et celle des ordinateurs personnels qui lui succéda, on assiste aujourd'hui à un changement important de paradigme : l'utilisateur possède plusieurs équipements relativement petits

qui accomplissent des fonctions variées et qui font partie intégrante de sa vie quotidienne. Ces équipements facilitent l'accès à l'information, son traitement et l'interaction avec l'environnement, à la maison et partout ailleurs. Ils répondent à une vision exprimée quelques décennies plus tôt, et formalisée en 1991 par Mark Weiser [2] qui est considéré comme le père de l'informatique ubiquitaire, d'avoir un ordinateur disséminé dans l'environnement, qui accompagnerait l'homme dans ses tâches quotidiennes. Ainsi, on retrouve une large gamme de services, accessibles à travers des équipements que l'utilisateur emporte partout : téléphones intelligents, tablettes, assistants personnels, montres connectées, lunettes connectées, vêtements connectés, etc. Dans le même temps, les rapides progrès technologiques permettent aujourd'hui une remarquable évolution de ces terminaux, nous rapprochant toujours plus du rêve de Mark Weiser d'une informatique ubiquitaire, distribuée et intégrée dans le monde réel [2].

Parmi ces équipements, le téléphone intelligent, ou *smartphone* en anglais¹, s'est rapidement imposé comme le standard de fait. C'est l'équipement électronique le plus possédé et le plus utilisé au monde, avec 5,22 milliards d'utilisateurs en Janvier 2021, soit 66,6 % de la population mondiale et 96,6 % parmi les utilisateurs d'Internet de la tranche de 16 à 64 ans [3]. Ce taux de la population mondiale représente une augmentation de 1,8 % par rapport au même mois de l'année précédente et témoigne de l'adoption de plus en plus large de cet équipement dans la vie de tous les jours ; il est de 77 % en France.

1.1.3 Caractéristiques du smartphone

Un véritable ordinateur moderne

Si le *smartphone* connaît un tel succès auprès des utilisateurs, c'est grâce aux caractéristiques très intéressantes qu'il présente. Ce petit équipement d'une masse moyenne d'environ 180 g [4] embarque à son bord des unités de calcul et de mémoire avancées, qui lui permettent d'exécuter, en parallèle, plusieurs applications souvent gourmandes en ressources. Ses caractéristiques matérielles lui permettent d'offrir l'accès à de nombreux services de façon similaire à un ordinateur, avec en plus le grand avantage de la liberté offerte par la mobilité. Tout ceci conduit à une expérience utilisateur très satisfaisante et explique sa si grande utilisation, en moyenne plus de quatre heures par jour pour les utilisateurs de téléphones Android selon une étude récente [3].

Et plus encore...

En plus de ces caractéristiques qui font de lui un véritable ordinateur moderne mobile, le *smartphone* dispose d'un autre atout majeur : il est doté de capteurs qui lui permettent d'interagir avec l'environnement. Capteurs de mouvement, d'environnement, de position,

1. Tout au long de ce manuscrit, nous emploierons les termes « *smartphone* » et « téléphone intelligent » de façon interchangeable.

de son et d'images sont autant d'exemples de ces éléments qui lui donnent la capacité de communiquer avec l'environnement et d'ouvrir de nombreuses possibilités pour l'informatique ubiquitaire. Ces capteurs peuvent être classifiés en quatre grandes catégories selon leur nature, leur fonction et leur fréquence d'apparition dans les smartphones :

- **Les capteurs standards.** Ce sont les capteurs que l'on retrouve le plus communément dans les téléphones du marché. Selon l'*API Sensors* d'Android [5], on distingue : les capteurs de mouvement (accéléromètre, gyroscope, capteur de gravité, détecteur de pas) ; les capteurs de position (capteurs de proximité, de champ magnétique, d'orientation, de vecteur de rotation) ; les capteurs d'environnement (capteurs de luminosité, de température ambiante, d'humidité relative, de pression atmosphérique, de température interne) et les capteurs de localisation (*GPS* et autres systèmes *GNSS* — *Global Navigation Satellite System*).
- **Les capteurs multimedia.** S'ils sont d'abord destinés à des enregistrements et communications audio, photo et vidéo, le microphone et la caméra constituent des moyens efficaces pour obtenir une connaissance de l'environnement et interagir avec lui. A ceux-ci on peut ajouter le haut-parleur et la lampe qui permettent, en tant qu'actionneurs, de modifier l'environnement.
- **Les capteurs radio.** Comme les capteurs multimedia, les différentes interfaces sans fil du téléphone (WiFi, Bluetooth et 3G/4G) peuvent, en plus de leurs fonctions premières, être considérées comme capteurs offrant le moyen d'obtenir une connaissance de l'environnement. Elles permettent en effet d'obtenir une mesure des conditions électromagnétiques autour du téléphone voire de les modifier en émettant des signaux.
- **Les capteurs spécialisés.** En fonction de son constructeur et de son modèle, il est possible que le téléphone embarque également des capteurs spécialisés permettant de lui ajouter des fonctionnalités particulières. Dans cette catégorie, on peut citer entre autres les capteurs d'empreinte digitale, de rythme cardiaque, de profondeur et les capteurs infrarouge.

Ces différents capteurs, dont certains sont largement répandus dans les téléphones du marché, étendent l'univers des possibilités offertes par les smartphones. Ajoutés à leur capacité de calcul, ils font du téléphone intelligent un véritable « tout-en-un mobile », économiquement accessible, et une plateforme idéale pour de nombreuses nouvelles applications.

1.1.4 Les applications du smartphone dans l'informatique ubiquitaire

Forts de ces caractéristiques du smartphone, des travaux récents ont proposé de l'utiliser pour des besoins connexes parfois même plus importants que ses fonctions de base. De la géolocalisation [6] à la surveillance de la santé [7], en passant par la détection des

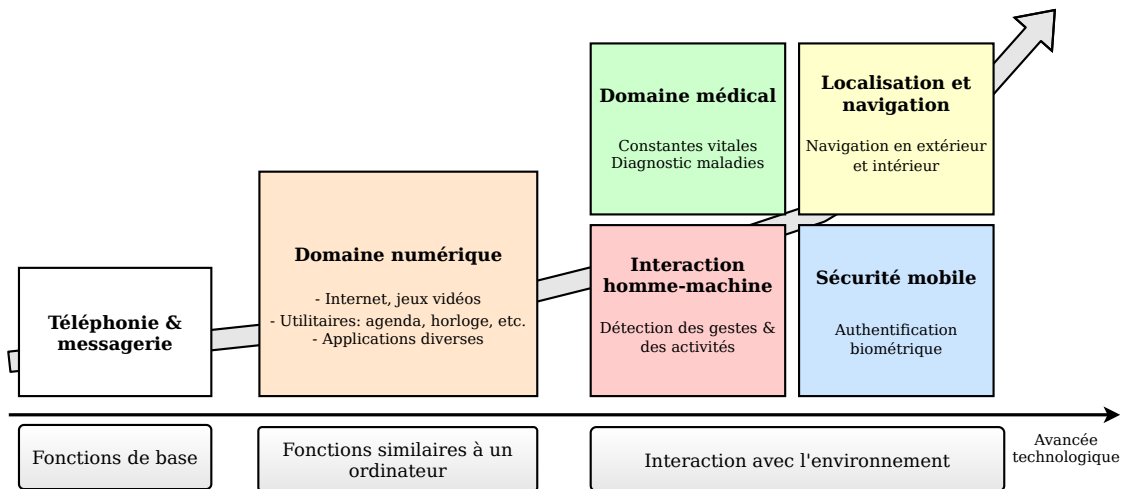


FIGURE 1.1 Evolution des services offerts par les téléphones mobiles

chutes [8], des activités [9], des gestes [10], des modes de déplacement [11], le suivi des contacts [12], l'analyse des émotions [13], l'assistance aux personnes handicapées [14], etc., de nombreux services sont envisagés. Les travaux réalisés dans ce sens dressent un tableau plein d'opportunités, avec des impacts potentiellement forts sur un large éventail d'aspects de notre vie. Ils visent à résoudre différents problèmes, sont destinés à des publics différents, utilisent différents capteurs, en traitent les données à l'aide de différents types d'algorithmes et exigent ou non des capteurs spécialisés ou la modification du matériel standard du téléphone. Ils peuvent être situés dans un espace multi-dimensionnel fondé, entre autres, sur ces différents critères.

Selon leur utilité pour la personne humaine, ces applications peuvent être classifiées en quatre grands domaines :

- **Le domaine médical.** Il regroupe les applications qui utilisent les capteurs du smartphone pour mesurer un ou plusieurs éléments de la condition physique ou mentale de la personne humaine. Il s'agit notamment du suivi des constantes vitales et du diagnostic de certaines maladies [7], [15]-[18] ;
- **La localisation et navigation.** Il concerne les applications de positionnement en extérieur ou en intérieur, et les différentes solutions facilitant la navigation dans ces environnements [11], [19]-[23] ;
- **L'interaction homme-machine.** Les applications de ce domaine visent à fournir à l'homme des interfaces plus naturelles pour la communication avec le monde numérique. Elles incluent notamment la détection des gestes et des activités, qui permet alors au téléphone d'effectuer une action en fonction de ce que fait son utilisateur [9], [10], [24]-[26] ;
- **La sécurité mobile.** Un peu plus tourné vers le téléphone lui-même, ce groupe d'ap-

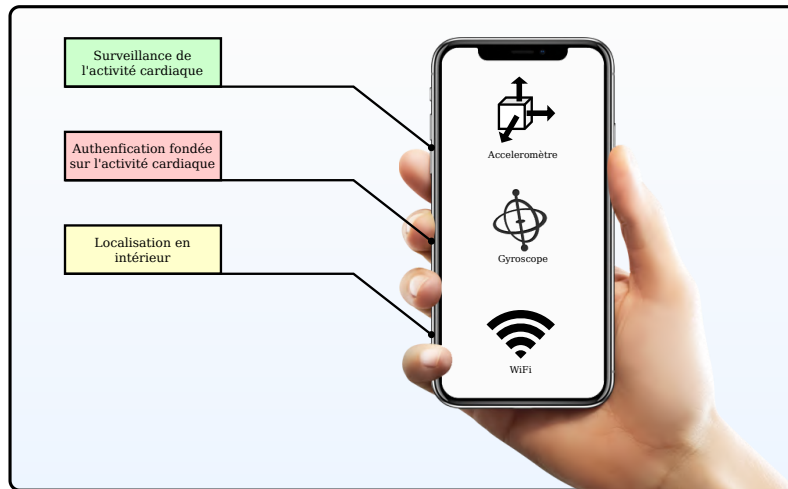


FIGURE 1.2 Résumé des contributions

plications utilise les connaissances environnementales, notamment les connaissances sur l'utilisateur, pour accentuer la sécurité des informations qu'il contient. Il s'agit essentiellement de mécanismes d'authentification biométrique [27]-[33].

La figure 1.1 présente une liste, non exhaustive, des services offerts par un smartphone, classés selon les fonctions sur lesquels ils reposent.

1.2 Motivations

Bien qu'en pleine expansion, l'utilisation des capteurs du smartphone dans l'informatique ubiquitaire reste encore limitée et relativement peu approfondie. De nombreux cas d'application restent encore à explorer et conquérir. De même, les solutions existantes pour les applications déjà explorées présentent des limites en raison des contraintes d'utilisation importantes qu'elles font peser sur l'utilisateur, du déploiement infrastructurel qu'elles requièrent ou de la précision limitée qu'elles permettent d'atteindre.

Pour cette raison, l'objectif de cette thèse est de proposer une utilisation avancée du smartphone en relâchant ces différentes contraintes. Nous nous concentrons sur la condition d'utilisation la plus simple : *tenir son téléphone dans la main*, et nous nous proposons de relever les défis permettant de fournir différents services, de différentes natures, dans ce contexte. Nous montrons que cette condition d'utilisation simple et confortable pour l'utilisateur est suffisante pour des usages variés, appartenant à divers domaines d'application (section 1.1.4).

Pour ce faire, dans cette thèse, nous nous intéressons à trois de ces quatre domaines d'application, et sélectionnons à chaque fois un problème spécifique sur lequel nous nous penchons, comme résumé par la figure 1.2. Nous proposons trois systèmes pouvant améliorer l'expérience de l'utilisateur sur ces critères de facilité d'utilisation, de précision et déploie-

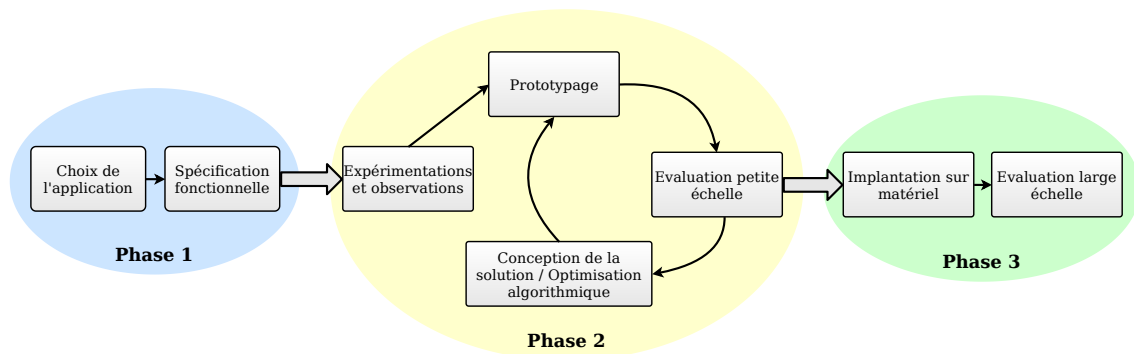


FIGURE 1.3 Méthodologie suivie pendant la thèse

ment matériel/infrastructuel. Il s'agit d'un système de suivi de l'activité cardiaque lorsque l'utilisateur tient simplement son téléphone dans la main (domaine médical), un système d'authentification biométrique dans les mêmes conditions (domaine de la sécurité mobile) et un système de localisation en intérieur exploitant les avancées récentes du standard WiFi (domaine de la localisation et navigation).

1.3 Méthodologie

1.3.1 Au plus près du monde réel

Dans cette thèse, nous nous intéressons non seulement à la conception de ces différentes solutions mais également aux conditions de leur mise en œuvre concrète. Pour cela, nous adoptons une démarche expérimentale combinant théorie et pratique, nous permettant de rester au plus près du monde réel, des véritables équipements et des véritables conditions d'utilisation. Nous nous attaquons aux défis algorithmiques et conceptuels levés par les problèmes auxquels nous nous intéressons et nous proposons des solutions qui tiennent compte des contraintes de leurs environnements d'exécution respectifs (ressources de calcul, temps de réponse, etc.). De façon systématique, nous validons nos intuitions par des expérimentations sur des équipements réels, implantons des prototypes de nos solutions et les évaluons dans des conditions réalistes d'utilisation. La figure 1.3 présente un résumé synthétique de la méthodologie que nous suivons.

1.3.2 Une approche interdisciplinaire

Puisqu'il s'agit de systèmes capables de capter leur environnement, d'effectuer des traitements sur les signaux mesurés, de produire des résultats sur la base des connaissances acquises sur des masses importantes de données et éventuellement les communiquer avec l'extérieur, notre travail se positionne comme un point de rencontre entre plusieurs spécialités de l'informatique. La conception et l'implantation de tels systèmes et services requiert en effet la mise en commun de différentes notions tirées de plusieurs disciplines connexes. Ainsi,

dans notre travail, nous combinons des connaissances issues des domaines des réseaux sans fil, du traitement du signal, de l'analyse de données et de l'apprentissage automatique, selon le besoin. Nous exploitons les forces de chacune de ces disciplines pour mettre en place des systèmes qui se servent des capacités d'un smartphone ordinaire du marché pour résoudre efficacement les problèmes pour lesquels ils sont conçus.

1.4 Contributions et plan du mémoire

Les travaux de cette thèse sont présentés en deux parties, la première présentant nos deux premières contributions, autour de l'activité cardiaque ; et la deuxième se focalisant sur la troisième contribution qui porte sur la localisation en intérieur.

1.4.1 HandRate : surveiller son rythme cardiaque en tenant simplement son smartphone

Avec la première contribution, nous nous intéressons au domaine médical et proposons une nouvelle utilisation des capteurs du smartphone dans la lutte contre les maladies cardio-vasculaires par la surveillance des constantes vitales. Nous présentons HandRate, un système qui exploite les micro-vibrations de la main pour permettre la surveillance de la fréquence cardiaque d'un utilisateur sans matériel médical spécialisé, mais plutôt de façon opportuniste lorsque celui-ci tient simplement son téléphone dans la main. Au travers de HandRate, nous entendons ouvrir la voie vers un suivi continu du rythme cardiaque, aussi continu que l'utilisation du téléphone dans la vie de tous les jours.

Pour ce faire, nous revisitons la balistocardiographie, une technique centenaire de monitoring de l'activité cardiaque fondée sur le mouvement du corps causé par le cycle cardiaque, et étudions la possibilité de la pratiquer avec les capteurs standards des téléphones du marché. Nous menons tout d'abord une étude de faisabilité incluant une analyse des caractéristiques des capteurs de mouvement (accéléromètres) des smartphones du marché et une étude expérimentale. Notre étude de faisabilité nous permet d'établir que, en raison de leur grande sensibilité, ces capteurs permettent de mesurer la faible vibration de la main et que celle-ci est liée à l'activité cardiaque de la personne considérée. Dans le même temps, notre étude expérimentale met en lumière les défis spécifiques liés à cette tâche, notamment la faible amplitude des signaux mesurés, leur niveau de bruit important ainsi que leur dépendance à la façon avec laquelle le téléphone est tenu par l'utilisateur. Nous introduisons donc une conception adaptée utilisant à la fois des algorithmes de traitement de signal et d'apprentissage machine pour relever ces défis liés à la faible qualité de ces signaux dans ces conditions et sans matériel médical spécialisé. Nous implantons ensuite HandRate, notre système de calcul de la fréquence cardiaque et nous l'évaluons sur des données réelles mesurées sur plusieurs utilisateurs.

1.4.2 HoldPass : un système d'authentification biométrique fondé sur les micro-vibrations de la main

Dans la deuxième contribution, nous étendons l'usage de ce signal balistocardiographique au domaine de la sécurité mobile. En effet, de récentes études sur les mécanismes d'authentification actuels mettent en lumière les risques grandissants qu'ils encourent, avec notamment la démocratisation des imprimantes 3D qui facilitent la production d'empreintes digitales truquées ou de faux masques faciaux. Nous nous inscrivons donc dans un mouvement qui vise à proposer des systèmes fondés sur d'autres caractéristiques de la personne pour pallier les limites de ces mécanismes standards. Inspirés par des études établissant l'unicité de l'activité cardiaque de chaque individu, nous étudions le bénéfice que peut apporter la balistocardiographie dans ce domaine et nous proposons HoldPass, le premier système d'authentification permettant de déverrouiller un téléphone en le tenant simplement dans la main. HoldPass a vocation à être utilisé comme système d'authentification autonome ou, pour une sécurité plus robuste, dans le cadre d'une authentification à deux facteurs.

Concrètement, sur la base d'une étude préliminaire menée avec plusieurs utilisateurs, nous observons qu'en plus de suivre le cycle cardiaque de chaque personne, ce signal présente des spécificités qui sont propres à la personne et qui peuvent être utilisées comme caractéristiques biométriques distinctives. Une étude à large échelle incluant la participation de 217 volontaires pour plus de 1200 sessions de mesure nous permet ensuite de mieux observer les propriétés de ces signaux et de mettre en lumière les défis clés à relever dans le but d'atteindre un système d'authentification aussi fiable que possible. Nous proposons une solution s'inspirant de nos observations pour découvrir une façon efficace d'authentifier les utilisateurs et concevons HoldPass, notre système d'authentification, en tenant compte des contraintes d'utilisation sur smartphone. Nous implantons ensuite HoldPass en tant qu'application mobile et en évaluons les performances dans différentes conditions réalistes d'utilisation.

1.4.3 FUSIC : se localiser en intérieur avec le standard WiFi-FTM

Dans la deuxième partie de la thèse, nous nous intéressons au domaine de la localisation et de la navigation en mettant à profit les capteurs sans fil du smartphone. Parmi les nombreuses technologies utilisées dans la littérature pour apporter des solutions au problème du positionnement en intérieur, nous nous focalisons sur le standard WiFi qui est le plus largement répandu. Nous fondons notre travail sur un nouvel amendement de ce standard qui pour la première fois intègre un algorithme dédié au calcul de distance entre deux équipements, offrant ainsi le potentiel de faire le pont entre la littérature très riche sur la localisation en intérieur et l'adoption jusque-là timide par le marché. Nous nous proposons d'évaluer les performances offertes par l'algorithme *Fine Time Measurement (FTM)* de calcul de distance introduit par cet amendement et de construire par dessus un système de

localisation fiable et qui relâcherait la contrainte de la nécessité d'un nouveau déploiement du côté du téléphone client.

Nous menons une série d'expérimentations sur les premiers équipements implantant ce standard et établissons les conditions de sa bonne performance d'une part, et d'autre part les causes de son imprécision dans certaines conditions environnementales. Nous concevons alors FUSIC, notre solution de calcul de distance permettant d'atténuer cette erreur et la rendre acceptable dans tous les environnements. FUSIC conduit ainsi à un système de localisation en intérieur plus fiable sans nécessiter de déploiement infrastructurel nouveau. Nous l'implantons sur du matériel sur étagère et en évaluons les performances dans différents environnements incluant différentes salles de bâtiments réels. Nous évaluons également les performances obtenues par un système de localisation fondé sur notre approche.

Première partie

Surveillance de la santé et Authentification à l'aide de l'activité cardiaque

La surveillance de l'activité cardiaque constitue depuis longtemps un moyen efficace de prévention et de détection anticipée des dysfonctionnements du corps humain. A chaque époque, techniques différentes ont été utilisées, selon le niveau d'avancée technologique, pour fournir un suivi aussi précis et continu que possible. Lors des dernières décennies, plusieurs dispositifs médicaux à usage hospitalier puis domestique ont donc été développés pour lutter, notamment, contre les maladies cardio-vasculaires, qui constituent encore aujourd'hui la première cause de décès dans le monde [34], [35]. Elles causent en effet plus de décès que les cancers et les maladies pulmonaires réunis, avec un nombre de décès qui devrait franchir la barre des vingt-deux millions par an en 2030 selon les statistiques et prévisions de l'Agence Américaine du Cœur [35]. Elles causent plus de cent quarante mille morts chaque année en France [34] et 3,9 millions en Europe [36].

Puisque ces maladies cardio-vasculaires ont la particularité de résulter le plus souvent d'une dégradation lente et progressive de l'état de santé de la personne considérée, le suivi des constantes vitales (et notamment de la fréquence cardiaque) constitue une des principales solutions préconisées par les spécialistes pour prévenir ces maladies. Plus tôt elles sont identifiées en effet, plus tôt elles sont prises en charge et moins graves en seront les dégâts. C'est pourquoi de nombreux travaux ont proposé au fil du temps des systèmes permettant d'effectuer ce suivi avec autant de précision que possible, aussi continûment et aussi facilement que possible. Ces systèmes utilisent différentes techniques de mesure et différents matériels. Ils peuvent être utilisés à l'hôpital, à la maison ou en extérieur, effectuer un suivi opportuniste ou non, et permettre d'atteindre différents niveaux de précision en fonction des besoins.

Récemment, en même temps qu'un certain nombre d'équipements connectés, les caractéristiques intéressantes des smartphones ont également été mises à profit pour la réalisation de cette tâche de suivi. Ils présentent en effet l'avantage d'être possédés par une grande partie de la population et d'être toujours avec leurs utilisateurs. Plusieurs travaux proposent d'en utiliser les capteurs et les capacités de calcul pour suivre cette activité cardiaque, en

se fondant sur des techniques standards, bien connues et longuement éprouvées [7], [16], [37]-[42].

Dans le même temps, d'autres travaux de recherche ont montré que cette activité cardiaque pouvait, en plus du domaine médical, être utilisée dans un cadre secondaire comme caractéristique biométrique distinctive de la personne humaine [43]-[48]. Ils établissent que celle-ci présente des spécificités dépendant des caractéristiques physiologiques de la personne considérée et pourrait ainsi servir de modalité biométrique plus sécurisée en vertu de sa plus grande difficulté ou impossibilité de reproduction, comparée aux modalités explicites communément déployées sur les smartphones de nos jours [28], [49]-[53]. Dans cette veine, plusieurs études proposent donc des systèmes d'authentification fondés sur une mesure et un traitement de cette activité cardiaque par des techniques diverses et variées, marquant ainsi un grand progrès dans le domaine.

Cependant, que ce soit pour le suivi de la fréquence cardiaque ou l'authentification biométrique fondée sur l'activité cardiaque sur smartphone, les solutions existantes dans ces domaines présentent des limitations importantes en raison des conditions d'utilisation peu appropriées dans nombre de cas significatifs, limitant ainsi leur potentiel d'adoption par les utilisateurs.

Dans cette partie, nous nous proposons de relâcher ces contraintes en étudiant une nouvelle façon plus naturelle de mesurer l'activité cardiaque d'un utilisateur et proposons deux systèmes adaptés à ce contexte d'utilisation plus naturel pour lui. Nous présentons donc nos systèmes, *HandRate* pour le suivi de la fréquence cardiaque et *HoldPass* pour l'authentification biométrique, qui sont capables d'effectuer ces tâches lorsque l'utilisateur tient simplement son téléphone dans la main. *HandRate* et *HoldPass* se fondent tous les deux sur des capteurs standards de smartphone (accéléromètre et/ou gyroscope) pour mesurer la vibration naturelle de la main en réponse à l'activité cardiaque – une technique connue sous le nom de Balistocardiographie (BCG) – et traitent ces données par des algorithmes appropriés qui relève les défis spécifiques liés à ces conditions simples d'utilisation.

Au travers de *HandRate*, nous entendons ouvrir la voie vers un suivi continu et opportuniste de l'activité cardiaque, aussi continu que l'utilisation simple du téléphone dans la vie de tous les jours. De façon similaire, *HoldPass* vise à offrir un mécanisme d'authentification biométrique plus simple d'utilisation, qui peut être employé comme système autonome ou de façon transparente dans le cadre d'une authentification biométrique à deux facteurs.

Organisation de la partie

Cette partie comprend trois chapitres. Dans le premier chapitre, nous présentons un état de l'art des systèmes de surveillance de l'activité cardiaque et des systèmes d'authentification fondés sur cette modalité. Après une description synthétique de l'activité cardiaque, nous présentons les différentes techniques existantes pour sa surveillance ainsi que les matériels utilisés pour cette tâche, avant de comparer, d'une part, les solutions utilisant un smartphone pour calculer la fréquence cardiaque, et d'autre part, celles qui effectuent une authentification

sur la base de cette modalité.

Dans les deuxième et troisième chapitres, nous présentons HandRate et HoldPass, nos systèmes de suivi de la fréquence cardiaque et d'authentification biométrique qui effectuent ces tâches avec précision en ne requérant que des conditions d'utilisation simples et faciles.

ETAT DE L'ART

2.1 Le cycle cardiaque

Le cœur est l'organe central du corps humain. Son rôle est d'envoyer le sang dans tout le corps, pour fournir aux autres organes les différents nutriments et l'oxygène dont ils ont besoin pour leur fonctionnement. Il est composé de quatre chambres dont deux dites hautes (appelées oreillettes – gauche et droite, respectivement) et deux dites basses (appelées ventricules – gauche et droit, respectivement). Son activité se compose de la contraction et du relâchement périodiques de ses différentes chambres, qui s'accompagnent également de l'ouverture et de la fermeture de ses différentes valves (valves mitrale, tricuspide, aortique et pulmonaire) [54]. Ce processus continu peut être divisé en cycles successifs correspondant à différents battements cardiaques.

D'une manière générale, un cycle cardiaque est composé de deux principales phases : la diastole et la systole. Pendant la diastole, le cœur se détend pour recevoir le sang provenant des organes. Lors de la phase systolique, il se contracte et le sang qu'il contient, chargé d'oxygène provenant des poumons, est éjecté vers les autres organes du corps. Et le cycle redémarre. A un niveau de granularité plus fin, l'activité cardiaque peut également être divisée en huit phases plus courtes, délimitées par les différents événements d'ouverture et de fermeture des différentes valves. Il s'agit notamment des phases de systole auriculaire, contraction isométrique, éjection maximale, éjection minimale, protodiastole, relaxation isométrique, remplissage rapide et remplissage lent du ventricule gauche [55].

2.2 Les techniques de mesure de l'activité cardiaque

L'activité cardiaque influence le corps humain de plusieurs façons. Chacune de ces étapes se traduit en effet par un ensemble de phénomènes à la fois électriques, sonores, mécaniques et chimiques (impact sur la concentration du sang en oxygène et gaz carbonique). Pour cette raison, elle peut être observée de différentes manières, c'est-à-dire en appliquant

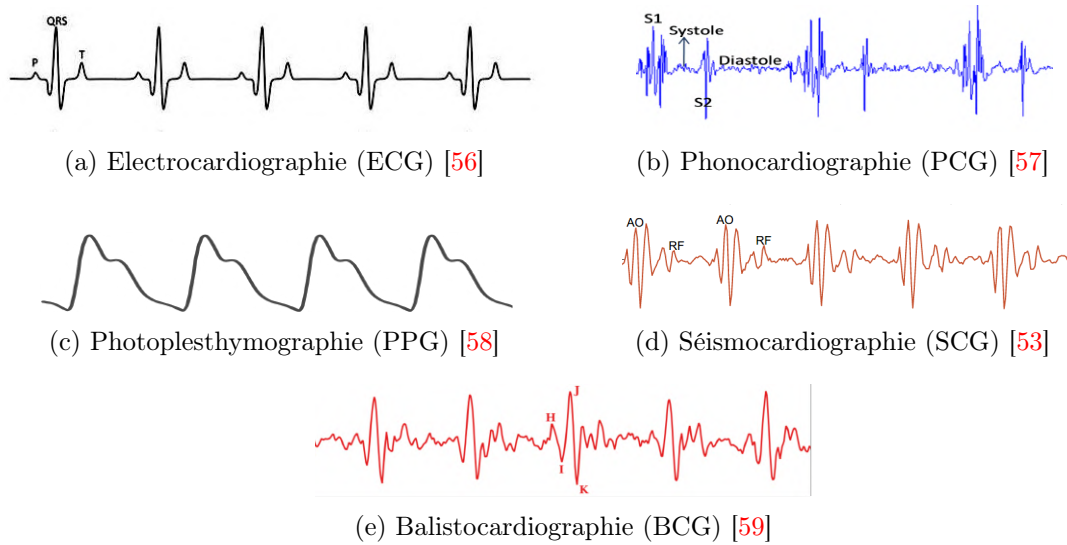


FIGURE 2.1 Différentes techniques de surveillance de l'activité cardiaque : exemples de signaux.

différentes techniques se fondant chacune sur l'étude d'une ou plusieurs grandeurs physiques modifiées par cette activité cardiaque. Ainsi, on distingue principalement l'Electrocardiographie (ECG), la Phonocardiographie (PCG), la Photoplethymographie (PPG), la Séismocardiographie (SCG) et la Balistocardiographie (BCG).

2.2.1 L'Electrocardiographie (ECG)

L'électrocardiographie est une technique qui vise à observer et étudier l'activité électrique du cœur d'un individu. Au sein du cœur humain, il existe en effet une activité électrique permanente qui stimule et régit les différents événements du cycle cardiaque. Elle est liée aux variations de potentiel électrique des cellules responsables de la contraction et de celles responsables de l'automatisme et la conduction des influx [60].

Puisqu'elle se répercute sur l'ensemble du corps humain selon un schéma régulier, l'ECG consiste en la mesure de cette activité électrique par des électrodes placées à la surface de la peau de la personne en examen. L'appareil utilisé est un électrocardiographe et requiert plusieurs électrodes pour obtenir des informations pertinentes sur le cœur. Plus ces électrodes sont nombreuses, plus précises seront les informations déductibles du signal obtenu. L'interprétation détaillée d'un électrocardiogramme requiert l'intervention d'un spécialiste, mais quelques informations préliminaires peuvent en être extraites en comptant, par exemple, le nombre de complexes QRS¹ par unité de temps pour en déduire la fréquence cardiaque. La figure 2.1a présente un exemple d'électrocardiogramme (signal produit par un électrocardiographe).

1. Il s'agit du complexe le plus saillant dans les signaux ECG, comme montré sur la figure 2.1a

2.2.2 La Phonocardiographie (PCG)

Lors de son fonctionnement, le cœur humain produit des sons, dont une partie est perceptible à l'oreille. Ils correspondent à la fermeture des valves du cœur, au remplissage et vidage de ses chambres, ainsi qu'aux variations de pression qu'elles engendrent. La phonocardiographie consiste en l'écoute, la mesure et l'analyse de ces signaux sonores pour en déduire des informations concernant l'état de santé du patient.

Si le stéthoscope permet, par auscultation, d'écouter des bruits produits par le cœur, d'autres dispositifs sont généralement nécessaires pour obtenir plus d'informations, une partie de ces sons résidant tout près de la borne inférieure du domaine de l'audible. Pour cette raison, un équipement dédié à la phonocardiographie est nécessaire. Il est composé en général d'un microphone, de systèmes de stockage, d'analyse et de transcription [61]. Les principaux bruits engendrés par le cœur lors de son fonctionnement sont au nombre de quatre au maximum par cycle, dont deux principaux et deux secondaires (et parfois pathologiques). Ils sont connus sous les noms de S1, S2, S3 et S4 et appartiennent à la bande de fréquence de 20 à 150 Hz. La figure 2.1b présente un exemple de phonocardiogramme.

2.2.3 La Photoplethymographie (PPG)

La Photoplethymographie est une technique optique qui consiste en l'étude des changements de volume et de constitution du sang circulant en un endroit donné du corps humain. La quantité de sang en chaque endroit du corps varie en effet avec l'activité cardiaque et atteint son pic lors de l'arrivée du sang expulsé par le cœur lors de la systole. Chargé de molécules d'oxygène, le sang arrivant du cœur par les artères modifie les propriétés d'absorption et de réflexion de la lumière, pendant que le sang chargé de gaz carbonique remonte vers le cœur par les veines. Pour cette raison, la Photoplethymographie émet des ondes lumineuses à la surface de l'endroit considéré et étudie les propriétés d'absorption et de réflexion de cette lumière par le sang. Elle s'effectue généralement à l'aide d'un oxymètre de pouls. La figure 2.1c présente un exemple de signal PPG produit par un oxymètre de pouls.

2.2.4 La Séismocardiographie (SCG)

Comme son nom l'indique, la Séismocardiographie, ou Sismocardiographie, concerne l'étude de l'activité sismique du cœur, c'est-à-dire le mouvement qu'il effectue lors de son fonctionnement. Il s'agit d'un mouvement autonome tridimensionnel résultant de la stimulation électrique du muscle cardiaque [54] et qui est également transmis aux organes environnants, notamment la cage thoracique derrière laquelle le cœur est juste situé.

La Séismocardiographie consiste donc en la mesure de ce mouvement induit au niveau de la cage thoracique. Elle peut être effectuée en tant que mesure de déplacement, de vitesse ou d'accélération. On a recours à un séismocardiographe placé sur cette partie du corps, qui

effectue des mesures de déplacement, de vitesse ou d'accélération. La figure 2.1d présente un exemple de séismocardiogramme obtenu à l'aide d'un accéléromètre placé sur la poitrine d'un utilisateur.

2.2.5 La Balistocardiographie (BCG)

Lorsque le cœur bat, les forces de recul engendrées par la circulation du sang dans les vaisseaux sanguins amènent également le corps entier à bouger dans le but de conserver son équilibre (principe de conservation de la quantité de mouvement). De façon similaire à la Séismocardiographie, la Balistocardiographie consiste en la mesure de ce mouvement corporel répétitif, qui peut également être mesuré comme un signal tridimensionnel de déplacement, de vitesse ou d'accélération [62]. Elle tient son nom de la balistique, qui est la science qui étudie le mouvement des projectiles, ainsi que les forces de recul engendrées sur le système qui les émet. Dans la littérature, il est communément accepté comme SCG toute mesure de ce mouvement se faisant au niveau de la cage thoracique et comme BCG celles se faisant en tout autre endroit du corps [62].

Le signal BCG peut être acquis à l'aide de différents types de capteurs, qui peuvent aussi être placés en différents endroits du corps humain ou ajoutés à différents objets domestiques tels que des lits, des chaises ou des balances [62]. La figure 2.1e présente l'allure d'un balistocardiogramme.

2.3 Les métriques liées à l'activité cardiaque

Si l'observation de l'activité cardiaque d'un individu peut se faire de plusieurs façons (section 2.2), différentes métriques peuvent également être calculées sur la base des signaux observés par ces techniques, fournissant des informations différentes selon le niveau de granularité souhaité.

2.3.1 La fréquence cardiaque

La fréquence cardiaque ou rythme cardiaque représente le nombre moyen de battements qu'effectue le cœur par unité de temps. Il est généralement exprimé en battements par minute, que nous noterons dans la suite de ce document *bat./mn*. Il peut également être exprimé en Hertz (*Hz*) et représente dans ce cas le nombre moyen de battements en une seconde.

Les valeurs normales de fréquence cardiaque varient en fonction de l'âge et de la régularité de l'exercice physique. Il a tendance à baisser avec l'âge et avec l'activité physique, mais doit cependant demeurer dans une plage raisonnable de 50 à 90 bat./mn pour les adultes [63]-[66]. Pour les enfants, il peut atteindre les 190 bat./mn sans indiquer aucun dysfonctionnement, surtout chez les bébés de quelques mois [54], [63]-[66]. En général, plus il est bas, meilleur est l'état de santé du système cardio-vasculaire ; il peut atteindre les 40 bat./mn chez les

athlètes bien entraînés [64]-[66]. Lorsqu'il est hors de ces valeurs, il indique de potentiels troubles cardiaques plus ou moins graves et alerte sur la nécessité d'une consultation auprès d'un médecin.

Si cette métrique paraît simple, elle est pourtant d'une grande importance dans le diagnostic et l'anticipation de plusieurs dysfonctionnements physiologiques du corps humain, dont les maladies cardio-vasculaires. Des récentes études ont en effet montré qu'une fréquence cardiaque au repos au-dessus de 80 bat./mn est associée à une augmentation de 33 % du risque de mort par troubles cardio-vasculaires et à une augmentation de 45 % du risque de décès toutes causes confondues [67]-[69]. Un cas de fréquence cardiaque au-dessus de la plage normale est appelé tachycardie et le cas inverse bradycardie.

2.3.2 La variabilité de la fréquence cardiaque

L'analyse d'un signal cardiaque peut également permettre d'évaluer la stabilité de l'activité cardiaque. Plus elle est régulière, meilleur est l'état de santé de l'individu. S'il existe une variabilité naturelle inhérente au fonctionnement imparfaitement périodique du cœur humain, même pour un sujet en pleine santé et sans aucun dysfonctionnement, une trop grande instabilité de ce phénomène peut être un indicateur d'un trouble de fonctionnement du cœur de la personne.

Plusieurs métriques peuvent être utilisées pour quantifier cette stabilité, à la fois dans les domaines temporel, fréquentiel et résultant de tracés géométriques comme la courbe de Poincaré [70], [71]. Elles se fondent toutes sur les différences de temps existant entre des événements cardiaques similaires et consécutifs, généralement les occurrences du pic le plus haut pour le type de signal concerné (le pic R pour un ECG par exemple), et incluent différentes métriques calculées sur la base de cette série d'observations : moyenne, variance et différents percentiles.

Ces métriques interviennent dans le diagnostic d'un certain nombre de maladies ou troubles cardiaques incluant l'arythmie, la cardiomyopathie, les cardiopathies congénitales, la coronaropathie, les valvulopathies, et les infarctus [7], [71], [72]. Elles peuvent également être utilisées pour évaluer le niveau de stress de la personne concernée [7], [73]. Cependant, elles ne présentent pas d'intérêt dans la prévention des maladies cardio-vasculaires et requièrent très souvent des niveaux de sensibilité difficilement atteignables par des appareils à usage personnel.

Notons également que, en tant que série temporelle unidimensionnelle ou multidimensionnelle (en fonction de la technique et du capteur utilisés), plusieurs autres métriques peuvent être calculées sur la base d'un signal cardiaque. Ces métriques, qui n'ont pas toujours de valeurs médicales, peuvent servir à caractériser le signal mesuré et à prendre des décisions ou encore à évaluer sa qualité.

2.4 Le matériel pour la mesure de la fréquence cardiaque

Le suivi de l'activité cardiaque d'un individu peut se faire à l'aide de plusieurs matériels. Ils sont de différents types, implantent différentes techniques et correspondent à des usages variés. Ils peuvent être classifiés en deux grandes catégories selon leur fonction première : le matériel médical et les équipements connectés.

2.4.1 Le matériel médical

Il s'agit des équipements dont la fonction première est de réaliser un examen médical. Dans cette catégorie, on retrouve premièrement les appareils haut de gamme destinés à des examens médicaux poussés comme les électrocardiographes, phonocardiographes et oxymètres d'hôpitaux, qui peuvent fournir chacun, et indépendamment, des informations très précises sur l'état de santé du patient. Lorsqu'ils sont combinés, ils permettent d'effectuer des observations encore plus poussées avec des outils comme le célèbre diagramme de Wiggers [74]². Il convient ici de noter que certaines techniques comme la SCG et la BCG n'ont historiquement pas été suffisamment développées au point d'aboutir à des appareils médicaux de référence [75].

Si ces équipements haut de gamme permettent d'effectuer des mesures extrêmement précises, leur utilisation quotidienne pour un patient est cependant inapplicable à la fois en raison des coûts exorbitants qu'elle engendrerait et de la gêne induite pour le patient. Pour cette raison, on retrouve, dans une deuxième sous-catégorie, d'autres équipements médicaux qui visent plutôt un usage à domicile. Ils offrent alors un suivi plus rapproché permettant la détection rapide d'une détérioration du système cardio-vasculaire et présentent également l'avantage de ne pas requérir l'intervention d'un personnel médical. Il s'agit entre autres des équipements de type tensiomètres multifonctions, oxymètres de pouls domestiques, électrocardiographes domestiques ou de poche et capteurs cardio (ceintures au niveau de la poitrine). D'autres approches, plus appropriées pour des personnes de moins en moins autonomes, consistent en l'usage de capteurs BCG placés sur/sous des mobiliers domestiques comme des lits ou chaises pour effectuer ce suivi de leur activité cardiaque [62], [76].

Qu'ils soient destinés à un usage domestique ou hospitalier, ces dispositifs médicaux doivent respecter des réglementations strictes en termes de précision et de conditions d'utilisation. Ils doivent notamment être approuvés par les autorités compétentes comme la Société Européenne d'Hypertension en Europe et l'agence américaine des produits alimentaires et médicamenteux (FDA pour *Food and Drug Administration* en anglais) aux Etats-Unis.

2. Le diagramme de Wiggers présente, sur un même graphique dont l'axe des abscisses est temporel, les mesures de plusieurs grandeurs physiques relatives à l'activité cardiaque d'un individu : activité électrique, son, volume et pression dans les différents ventricules et oreillettes.

2.4.2 Les équipements connectés

Pour fournir un suivi plus continu, à la maison et en extérieur, certains équipements connectés ont également été mis à profit. Ce sont des équipements dont la fonction première n'est pas médicale, mais qui intègrent des capteurs qui sont dédiés à cette tâche ou qui peuvent être utilisés accessoirement pour elle. Dans cette catégorie, on retrouve des équipements comme les montres et les bracelets connectés qui, de nos jours, intègrent presque tous des capteurs de fréquence cardiaque s'appuyant sur la Photoplethymographie [77], [78]. Leur vocation à demeurer autour du poignet leur confère en effet une position privilégiée pour suivre les variations de volume de sang traversant cette partie du corps. Ils présentent le principal avantage d'être toujours avec leur utilisateur, fournissant ainsi un suivi continu sur toute la journée et même la nuit. Malheureusement, ils ne sont pas toujours confortables et ne sont possédés que par une faible fraction de la population³, ce qui limite leur contribution dans la lutte à large échelle contre les maladies cardio-vasculaires.

Les identifiant comme des dispositifs hautement performants, que nous emportons toujours avec nous, plusieurs travaux ont également proposé d'utiliser des smartphones pour surveiller l'activité cardiaque. Comparé aux autres équipements connectés, le smartphone présente en plus le grand avantage d'être déjà largement répandu dans la population. Ces travaux utilisent donc différents capteurs pour reproduire les techniques standards connues dans le monde médical. Il s'agit notamment des capteurs de mouvement pour la Séismocardiographie et la Balistocardiographie [16], [39], [42], [80], des capteurs audio pour la Phonocardiographie [40], [81] et des capteurs vidéo pour la Photoplethymographie [7], [37], [38], [82]-[84]. D'un autre côté, certains téléphones haut de gamme, comme ceux de la gamme Samsung Galaxy S à partir de son modèle S7, incluent également des capteurs spécialisés dédiés au monitoring de l'activité cardiaque. D'autres travaux encore ont proposé l'ajout au smartphone de capteurs ECG spécialisés pour cette tâche [41].

Notons aussi que de récents travaux ont montré la possibilité de suivre l'activité cardiaque d'un individu en utilisant des ondes radio [52], [85], [86] ou ultra-sonores [87]. Ils observent les modifications qu'engendrent les mouvements de la cage thoracique sur les signaux qu'ils émettent et se fondent sur des principes similaires à ceux des radars [88] ou des sonars [89] pour en déduire un signal relatif à l'activité cardiaque, par exemple un SCG [85], [86].

2.5 Les défis liés à la mesure de l'activité cardiaque sur smartphone

N'étant pas conçus au départ pour cette tâche, les systèmes de suivi de l'activité cardiaque avec un smartphone font face à un certain nombre de défis. Puisqu'ils reproduisent

3. Seulement 21 % des utilisateurs dans les pays à forte pénétration technologique comme les Etats-Unis [79]

des techniques standards et bien éprouvées d'observation de l'activité cardiaque, les défis rencontrés par ces systèmes sont principalement liés à l'acquisition d'un signal de bonne qualité. Ces défis sont notamment :

- **Le niveau de bruit.** Il varie en fonction du matériel utilisé. Les capteurs de mouvement (accéléromètres et gyroscopes) des téléphones du marché sont par exemple reconnus pour leur niveau relativement important de bruit [11], [62]. Ce sont des capteurs bas de gamme.
- **L'amplitude du signal.** Elle varie en fonction du lieu où s'effectue la mesure sur la personne humaine. Mesurer un signal balistocardiographique est par exemple plus difficile au niveau du pied qu'au niveau du nombril, à cause de l'atténuation naturelle de l'amplitude du mouvement avec la distance par rapport au cœur. Plus l'amplitude du signal est élevée (comparée au niveau de bruit), plus élevé sera le rapport signal à bruit (SNR pour *Signal-to-Noise Ratio* en anglais) [90] et meilleure sera la qualité du signal.
- **Les interférences.** Les autres phénomènes ayant lieu au même moment que l'activité cardiaque (comme l'activité respiratoire) peuvent interférer, agissant comme une source de bruit supplémentaire. De même, les conditions environnantes peuvent avoir des impacts sur la qualité du signal mesuré. C'est le cas des bruits ambiants pour la Phonocardiographie.
- **Les artefacts de mouvements.** Ils sont dus au fait qu'il est difficile pour un individu de rester dans une même position sans effectuer aucun mouvement. Ils ont plus d'impact sur les techniques fondées sur la mesure d'une grandeur mécanique, mais aussi sur celles qui se fondent sur des captures vidéo.

Ces défis concernent tous les systèmes existants dans ce domaine et établissent en même temps, en fonction des solutions qu'ils y apportent, des critères d'évaluation et de comparaison de ces derniers.

2.6 Les systèmes de calcul de la fréquence cardiaque utilisant un smartphone

Les systèmes de calcul de la fréquence cardiaque en utilisant un smartphone sont nombreux. Ils peuvent être regroupés, classifiés et comparés selon plusieurs critères. Ces derniers dépendent de la technique employée, des types de capteurs utilisés et des conditions d'utilisation requises, qui définissent par la même occasion la précision et le type de suivi possibles avec ces différents systèmes. En plus de ces éléments de comparaison, les solutions existantes peuvent requérir un matériel spécialisé ou pas, être plus ou moins sensibles aux conditions de mesure et au bruit, et fournir un suivi opportuniste ou nécessiter

la participation active de l'utilisateur. Elles présentent aussi parfois des atouts ou des inconvénients spécifiques relatifs à leur méthode de traitement.

Dans cette section, nous parcourons les solutions existant dans le contexte d'utilisation d'un smartphone en les regroupant, au premier niveau, en fonction de la technique de suivi de l'activité cardiaque sur laquelle elles se fondent.

2.6.1 Photoplethmographie

Plusieurs travaux ont étudié l'utilisation de la Photoplethmographie sur smartphone pour surveiller la fréquence cardiaque d'un individu. Une technique assez répandue consiste en l'illumination avec la lampe du smartphone d'un des doigts de l'utilisateur placé sur la caméra et en l'enregistrement avec cette caméra des variations de l'intensité lumineuse observée [37], [82], [91]-[97], de façon similaire au principe des oxymètres. La différence entre ces approches se fait par la suite au niveau de la méthode de traitement qui peut légèrement varier en fonction du choix de la région d'intérêt ou la méthode de combinaison des informations contenues dans les 3 canaux (RVB) de la vidéo. Ces approches présentent l'avantage d'être relativement simples à mettre en œuvre mais leur précision dépend de plusieurs facteurs, y compris le placement précis des doigts par rapport à la caméra [97].

Afin de relâcher la contrainte du contact du doigt avec la caméra, une autre famille d'approches propose d'obtenir un signal PPG à distance en capturant une vidéo du visage de l'utilisateur, en identifiant des régions d'intérêt ou des points d'intérêt, et en suivant la variation de leur intensité de couleur dans les différentes trames de la vidéo [7], [38], [83], [98]. Ces approches présentent l'avantage de pouvoir fournir un suivi opportuniste dans certaines situations en particulier lorsque l'utilisateur effectue des appels vidéo. Cependant, leur précision peut fortement varier en fonction des conditions d'éclairage et elles peuvent tout simplement ne pas fonctionner selon le teint ou le maquillage de l'utilisateur [7].

Une dernière famille d'approches utilisant la PPG propose l'ajout au smartphone de capteurs PPG dédiés à cette tâche. C'est le cas de [84] mais aussi de certaines familles de téléphones haut de gamme, dont les téléphones de la gamme *Samsung Galaxy S* qui incluent, à partir du modèle S7, un capteur de fréquence cardiaque utilisant le principe de la PPG. Ces approches présentent cependant l'inconvénient de nécessiter une modification du matériel, qui n'est pas susceptible de se généraliser à large échelle dans un avenir proche.

2.6.2 Electrocardiographie

Bien qu'elle soit la technique la plus avancée et celle qui fournit les résultats les plus fins à l'hôpital, l'Electrocardiographie a très peu été étudiée dans le cadre de son utilisation sur smartphone. Ceci est dû au fait que les smartphones de nos jours ne disposent d'aucun capteur pour la mesure du potentiel électrique. Il faudrait donc nécessairement leur ajouter un capteur ECG spécialisé, comme dans [41], ce qui permettrait un suivi opportuniste à

différents moments de la journée, en particulier lors des appels téléphoniques. L'adoption par le marché d'une telle modification de matériel reste cependant très peu probable.

2.6.3 Phonocardiographie

Comme l'ECG, la Phonocardiographie n'a pas connu beaucoup de succès sur smartphone. Elle est en effet le plus souvent utilisée pour suivre l'activité cardiaque des bébés, pour qui l'Electrocardiographie n'est pas appropriée à cause des électrodes à attacher sur la personne. Utiliser le smartphone dans ces conditions présente par ailleurs peu d'intérêt. Une étude réalisée par [40] a néanmoins montré que cette technique pourrait fournir des résultats assez précis dans le calcul de la fréquence cardiaque, pendant que d'autres proposent d'utiliser le smartphone pour enregistrer les sons déjà captés par un stéthoscope conventionnel [81]. Cependant, reposant sur le son, ces approches peuvent être très influencées par le bruit ambiant.

2.6.4 Séismocardiographie

Des travaux de recherche ont également exploré l'utilisation des capteurs de mouvement des téléphones portables pour la surveillance de l'activité cardiaque en se fondant sur la Séismocardiographie. Ils proposent d'effectuer cette mesure en plaçant le téléphone au niveau de la cage thoracique et en traitant le signal SCG mesuré par l'accéléromètre [39], [80] ou le gyroscope [16]. Ces méthodes présentent l'avantage de ne nécessiter aucun ajout au téléphone mais requièrent une participation active de l'utilisateur et ne conviennent pas pour une utilisation partout et en particulier dans des lieux publics.

2.6.5 Balistocardiographie

La Balistocardiographie sur smartphone a très peu été étudiée. Depuis ses débuts à la fin du 19^e siècle [99], [100], elle a le plus souvent consisté en l'ajout de capteurs de différents types sur/dans des mobiliers d'usage communs. Il s'agit notamment de capteurs géophones [76], capteurs de force [101], capteurs de cellules de charge [102], capteurs de pression [103], capteurs piézoélectriques [104], et de capteurs à fibre optique [105]. Ces différents types de capteurs ont été évalués pour ajout à des lits, des chaises ou encore des balances, fournissant ainsi un suivi opportuniste mais restreint à un usage domestique. Certaines techniques récentes reposent sur un capteur attaché au corps de l'utilisateur, sur l'oreille par exemple [106]. Mais ce type de dispositif peut être invasif, limitant son adoption.

Au mieux de nos connaissances, [107] est le seul travail qui propose une exploitation de la Balistocardiographie sur smartphone. Il propose une mesure du rythme cardiaque et de sa variabilité avec un téléphone placé au niveau du nombril d'un utilisateur couché sur le dos.

2.6.6 Résumé et positionnement

Le tableau 2.1 présente un récapitulatif comparatif des différentes solutions de suivi de la fréquence cardiaque avec un smartphone. Cette comparaison se fait sur la base des critères énoncés dans la section 2.6.

Comparée à tous ces systèmes, HandRate, notre solution, vise la satisfaction des objectifs suivants :

- **Suivi continu et opportuniste** ;
- **Accessibilité à tous** en n'utilisant que des capteurs standards de smartphones sur étagère ;
- **Facilité et confort d'utilisation** pour l'utilisateur final ;
- **Pas de modification du matériel** ;
- **Précision satisfaisante** et au moins comparable aux autres systèmes dans le domaine.

Nous présentons la conception de cette solution dans le chapitre 3.

TABLEAU 2.1 Classification des solutions de suivi de la fréquence cardiaque avec un smartphone.

Systèmes	Technique	Capteur(s)	Matériel	Conditions de mesure	Participation	Usage approprié
Systèmes dans [37], [82], [91]-[96]	PPG contact	Caméra arrière	Standard	Doigt sur caméra	Active	Partout
Systèmes dans [38], [83]	PPG à distance	Caméra avant	Standard	Vidéo statique de la face	Active	Domestique
Système dans [7]	PPG à distance	Caméra avant	Standard	Appel vidéo	Opportuniste	Partout
Système dans [84]	PPG contact	Capteurs PPG spécialisés	Modifié	Déverrouillage par empreinte	Opportuniste	Partout
Systèmes dans [39], [80]	SCG	Accéléromètre	Standard	Poitrine, couché	Active	Domestique
Système dans [16]	SCG	Gyroscope	Standard	Poitrine	Active	Extérieur
Système dans [40]	PCG	Microphone	Standard	Près de poitrine	Active	Domestique
Système dans [81]	PCG	Microphone + Stéthoscope	Modifié	Près de poitrine	Active	Domestique
Système dans [41]	ECG	Capteur ECG spécialisé	Modifié	Appel téléphonique	Opportuniste	Partout
Système dans [42]	BCG	Accéléromètre	Standard	Couché, nombril	Active	Domestique
Notre positionnement	BCG	Accéléromètre	Standard	Téléphone en main	Opportuniste	Partout

2.7 Les systèmes d'authentification fondés sur l'activité cardiaque

En plus des travaux autour de ses applications médicales, d'autres études ont montré que l'activité cardiaque peut également être utilisée comme modalité de base pour des systèmes d'authentification biométrique. En effet, la taille, la forme et la position du cœur diffèrent légèrement d'une personne à l'autre [54], [108], influençant ainsi leur activité cardiaque par de subtiles spécificités qui, une fois mises en lumière, peuvent être exploitées pour reconnaître ces utilisateurs. Plus encore, l'activité cardiaque présente le grand avantage d'être extrêmement difficile sinon impossible à observer par un usurpateur et donc à reproduire par lui. C'est principalement cette importante propriété d'improbable contournement (voir section 2.7.1) qui a attiré l'attention de plusieurs travaux de recherche dans le domaine.

2.7.1 Les critères de comparaison

De façon générale, les systèmes d'authentification biométrique sont comparés à l'aide de sept critères : universalité, unicité, permanence, collectabilité, performance, acceptabilité, contournement [109].

- **Universalité** : toute personne doit avoir la caractéristique sur la base de laquelle se fait l'authentification ;
- **Unicité** : deux personnes doivent être suffisamment différentes sur la base de la caractéristique considérée ;
- **Permanence** : la caractéristique doit être suffisamment invariante (par rapport au critère de comparaison) sur une période de temps ;
- **Collectabilité** : la caractéristique peut être mesurée quantitativement ;
- **Performance** : qui se réfère à la précision et à la vitesse de reconnaissance réalisables, aux ressources nécessaires, ainsi qu'aux facteurs opérationnels et environnementaux qui affectent ces paramètres ;
- **Acceptabilité** : qui indique dans quelle mesure les gens sont prêts à accepter l'utilisation de la caractéristique biométrique dans leur vie quotidienne ;
- **Contournement** : qui reflète la facilité avec laquelle le système peut être trompé par des méthodes frauduleuses.

Pour chaque système ou modalité biométrique, ces critères sont notés sur une échelle à trois niveaux : faible, moyen et grand. A titre illustratif, l'authentification fondée sur l'ADN a une grande universalité, une grande permanence, une grande performance et un faible risque de contournement. En revanche, elle présente une faible collectabilité car elle requiert du matériel de laboratoire et une faible acceptabilité car perçue par les utilisateurs comme une information extrêmement sensible sur leur identité [109].

Nous positionnons l'authentification fondée sur l'activité cardiaque comme ayant une grande universalité (car tous les vivants ont une activité cardiaque), une faible unicité (car

TABLEAU 2.2 Comparaison de plusieurs caractéristiques biométriques. *G* : Grande, *M* : Moyenne, *F* : Faible

Caractéristique	Universa- lité	Unicité	Perma- nence	Collecta- bilité	Perfor- mance	Accepta- bilité	Contour- nement
ADN	G	G	G	F	G	F	F
Face	G	F	M	G	F	G	G
Empreinte	M	G	G	M	G	M	M
Retine	G	G	M	F	G	F	F
Voix	M	F	F	M	F	G	G
Activité cardiaque	G	M	–	G	–	G	F

les spécificités physiologiques de la personne sont très subtiles), une grande collectabilité (car elle peut se mesurer facilement à l'aide de divers équipements), une grande acceptabilité (car elle n'est pas une information extrêmement sensible) et un risque de contournement faible (car difficile à reproduire par un usurpateur). Les faibles permanence, unicité et performance sont des défis à relever.

Le tableau 2.2 présente une comparaison entre l'authentification fondée sur l'activité cardiaque et d'autres caractéristiques biométriques. Nous avons repris le tableau de [109], en avons sélectionné les caractéristiques les plus couramment utilisées et l'avons étendu avec une ligne correspondant à l'authentification fondée sur l'activité cardiaque. Ce tableau montre, par exemple, que l'authentification fondée sur l'activité cardiaque présente presque les mêmes caractéristiques que la reconnaissance vocale, avec en plus le faible risque de contournement.

Pour le cas des systèmes d'authentification fondés sur l'activité cardiaque, ces différents critères peuvent être déclinés en d'autres, qui dépendent alors de la technique de mesure employée, du matériel et des capteurs utilisés, des conditions de mesure requises, de la durée du signal nécessaire et bien sûr de la précision atteignable.

2.7.2 Avec du matériel spécialisé

Il n'est pas surprenant que les premières études de l'unicité de l'activité cardiaque aient été menées avec du matériel médical haut de gamme. Se fondant sur une connaissance assez poussée de la forme d'onde de ces signaux, les études pionnières dans le domaine ont d'abord exploité des bases de données de signaux ECG construites à des fins médicales, afin d'étudier l'unicité de cette activité cardiaque. Elles proposent d'observer des points de repère spécifiques du signal (notamment les pics P, Q, R, S et T), leurs amplitudes et leurs instants d'apparition dans le temps, pour identifier les caractéristiques spécifiques à une personne donnée [43], [110]-[112]. D'autres travaux, plus récents, se sont par la suite inspirés des résultats prometteurs de cette première vague pour proposer des systèmes permettant de réaliser des précisions encore plus élevées, pouvant atteindre les 100 % sur plusieurs bases de données ECG [113], [114].

De façon similaire, d'autres travaux ont utilisé la Phonocardiographie [115]-[117], la Photoplethymographie [44], [118], [119], la Séismocardiographie [45], [46], [120] ou encore

la Balistocardiographie [47], [48] pour mettre en lumière la possibilité d'authentifier un utilisateur sur la base de son activité cardiaque, mesurée à l'aide de différentes techniques. Ces études utilisent soit des bases de données existantes, soit des jeux de données spécifiques créés pour la circonstance, tous construits à l'aide de matériels spécialisés. Si ces études n'ont pas pour objectif d'aboutir à des systèmes d'authentification d'usage commun dans la vie de tous les jours, elles permettent cependant d'établir l'unicité de l'activité cardiaque de la personne humaine et la possibilité de distinguer une personne parmi plusieurs autres sur la base de cette modalité.

2.7.3 Sur des équipements connectés

Pour fournir un accès sécurisé à des équipements ou lieux de la vie réelle, d'autres travaux ont exploité les connaissances établies par ces précédentes études pour mettre en place des systèmes concrets utilisant du matériel sur étagère pour authentifier un utilisateur sur la base de son activité cardiaque. Ils proposent d'utiliser les capteurs des *wearables*⁴ pour fournir une authentification fondée sur la Photoplethymographie [49], [50], [121] ou l'Electrocardiographie [108], [113] dans le cas des montres et bracelets connectés, la Balistocardiographie dans le cas des lunettes connectées [122], ou encore la Séismocardiographie sans contact en exploitant les modifications subies par une onde radio, en l'occurrence WiFi, lorsque celle-ci est réfléchi sur la cage thoracique de l'utilisateur [52]. Ils permettent ainsi de faire un pas significatif vers le monde réel, mais restent limités à des équipements peu répandus, n'incluant notamment pas les téléphones intelligents.

2.7.4 Sur smartphone

Les travaux sur l'authentification biométrique fondée sur l'activité cardiaque sur smartphone sont beaucoup moins nombreux. Ceci peut être expliqué par le fait que les smartphones ne disposent généralement pas de capteurs spécialisés dans la mesure de l'activité cardiaque.

Pour résoudre ce problème et profiter de cette authentification aux propriétés intéressantes, les chercheurs de [114] envisagent d'ajouter au smartphone un capteur ECG afin de rendre possible l'authentification fondée sur ce signal dont les points de repère sont bien connus. De façon similaire, les travaux proposant d'ajouter au smartphone un capteur ECG pour des besoins médicaux, tel [41], pourraient être étendus pour cette tâche d'authentification. Ces travaux sont cependant victimes de leur principe fondateur en ce sens que la contrainte de la modification du matériel ralentit, et rend même improbable, l'adoption de ces techniques dans la vie réelle.

Afin d'éviter cette limitation et mettre sur pied des systèmes utilisables sur les téléphones du marché, d'autres travaux proposent de n'utiliser que les capteurs standards du smartphone pour authentifier l'utilisateur sur la base de son activité cardiaque. Ils se

4. Equipements connectés que l'on porte sur soi.

fondent alors soit sur le signal SCG mesuré lorsque l'utilisateur place le téléphone sur sa poitrine [53], soit sur le signal PPG mesuré lorsqu'il place son doigt sur la caméra arrière du téléphone [51] ou, en plus, sur le signal PPG extrait d'une vidéo de sa face prise au même moment avec la caméra avant [28]. Alors qu'ils sont plus proches du monde réel, ces systèmes restent limités par la faible précision qu'ils permettent d'atteindre [51] ou par les conditions d'utilisation contraignantes qu'ils requièrent [28], [53].

2.7.5 Notre positionnement

Comparée à tous les systèmes sus-cités, HoldPass, notre solution, vise la satisfaction des objectifs suivants :

- **Accessibilité à tous** en n'utilisant que des capteurs standards de smartphones sur étagère ;
- **Pas de modification du matériel** ;
- **Facilité et confort d'utilisation** pour l'utilisateur final ;
- **Précision satisfaisante** et au moins comparable à celles des autres systèmes du domaine.

Nous présentons en détail ce système dans le chapitre 4.

HANDRATE : SURVEILLER SA FRÉQUENCE CARDIAQUE EN TENANT SIMPLEMENT SON SMARTPHONE

Dans ce chapitre, nous présentons HandRate, le premier système utilisant un capteur standard de smartphone (accéléromètre) pour estimer la fréquence cardiaque de façon opportuniste pendant qu'un utilisateur tient simplement son téléphone. Pour ce faire, HandRate revisite la balistocardiographie (BCG), une technique de suivi de l'activité cardiaque fondée sur le mouvement du corps causé par le cycle cardiaque. Revisiter, pour le smartphone tenu en main, la BCG traditionnellement réalisée à l'aide de matériel spécialisé attaché au corps, fait face à plusieurs défis. En effet, la main est un organe externe éloigné de l'aorte et soumis à des artefacts de mouvement, conduisant à un signal faible et bruité d'une part ; et d'autre part, la position dans laquelle le téléphone est tenu peut avoir un impact sur l'axe de l'accéléromètre qui capture au mieux le signal BCG. HandRate relève ces défis en introduisant deux modules fondamentaux fonctionnant en synergie : le premier vise à transformer les mesures de l'accéléromètre en un signal unidimensionnel indépendant de la façon dont le téléphone est tenu, tandis que le second module fait des prédictions de battements de cœur sur la base de ce signal. Nous implantons HandRate en tant qu'application mobile autonome et en évaluons les performances sur des données réelles collectées auprès de plusieurs utilisateurs.

Organisation du chapitre

Ce chapitre comprend trois grandes parties. Nous effectuons tout d'abord une étude de faisabilité sur la possibilité de mesurer l'activité cardiaque dans ces conditions. Nous présentons ensuite en détail la conception du système. Une évaluation de la solution précède la conclusion du chapitre.

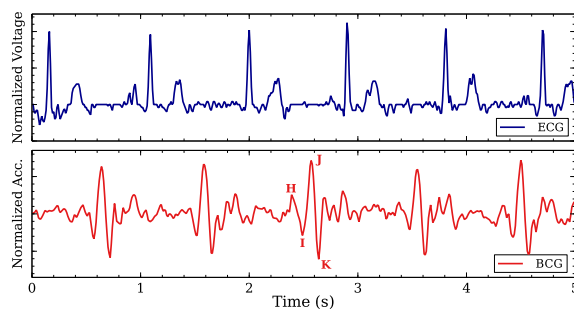


FIGURE 3.1 Exemple de signal BCG (et référence ECG)

3.1 Un rappel sur la Balistocardiographie

La balistocardiographie (BCG), introduite au 19^{ème} siècle [99], est une technique non intrusive pour étudier l'activité cardiaque. Elle consiste à mesurer le mouvement du corps provoqué par les forces de recul survenant au cours du cycle cardiaque.

Pour l'élucider, considérons le signal BCG représenté sur la figure 3.1 mesuré par l'accéléromètre d'un smartphone placé sur le nombril d'un volontaire allongé en position couchée. Le signal ECG mesuré au même moment est ajouté comme référence (voir section 3.2 pour les détails de l'acquisition de ces signaux). Le balistocardiogramme se compose de différentes ondes survenant à différentes phases de la systole et décrites à l'aide de lettres majuscules de H à K [123]. La figure 3.1 illustre, par exemple, comment le BCG est capable de fournir les mêmes informations sur l'activité cardiaque que l'ECG.

Depuis sa découverte, le BCG a été largement utilisé pour le diagnostic des maladies cardiovasculaires [124]-[126]. Avec l'avènement des appareils intelligents et des *wearables*, équipés de capteurs inertiels et capables d'exécuter des algorithmes sophistiqués de traitement du signal, le BCG a pris un nouvel essor en tant que moyen de surveillance de l'activité cardiaque au quotidien [106], [127], [128].

3.2 Le BCG peut-il être mesuré dans la main à l'aide d'un smartphone ? Etude de faisabilité.

La majeure partie de la force liée à l'onde J du BCG est engendrée sur l'aorte [133]. Elle est transférée à l'ensemble du corps par sa connexion à la colonne vertébrale, ce qui explique pourquoi les seuls systèmes d'acquisition du BCG par smartphone consistent à placer le téléphone sur le nombril [42]. Dans cette section, nous menons une première étude visant à savoir si le BCG peut être mesuré à partir de la main, un organe externe très éloigné de la colonne vertébrale et sujet à des artefacts de mouvement, en utilisant les accéléromètres de smartphones.

TABLEAU 3.1 Sensibilité et niveau de bruit d'accéléromètres de plusieurs téléphones du marché

Téléphone	Accéléromètre	Plage de mesure	Sensibilité	Niveau de bruit (RMS)
Samsung Galaxy S10 (2019)	STMicroelectronics LSM6DS0 [129]	± 4 g	$1,19 \times 10^{-3} \text{ m s}^{-2}$	$1,96 \times 10^{-2} \text{ m s}^{-2}$
Iphone 8 (2018)	Bosch BMI160 [130]	± 8 g	$2,39 \times 10^{-3} \text{ m s}^{-2}$	$1,76 \times 10^{-2} \text{ m s}^{-2}$
Google Pixel 2 (2017)	STMicroelectronics LSM6DSM [131]	± 16 g	$4,78 \times 10^{-3} \text{ m s}^{-2}$	$2,94 \times 10^{-2} \text{ m s}^{-2}$
Iphone 6 (2015)	InvenSense MPU-6500 [132]	± 2 g	$5,98 \times 10^{-4} \text{ m s}^{-2}$	$6,17 \times 10^{-2} \text{ m s}^{-2}$
LG Google Nexus 5 (2013)	InvenSense MPU-6500 [132]	± 2 g	$5,98 \times 10^{-4} \text{ m s}^{-2}$	$6,17 \times 10^{-2} \text{ m s}^{-2}$

3.2.1 Sensibilité des accéléromètres

La plupart des personnes ne sont probablement pas conscientes que leurs mains bougent en raison des forces de recul qui apparaissent pendant le cycle cardiaque. Cependant, une étude des accéléromètres des smartphones courants montre que ceux-ci sont très sensibles et très probablement capables de détecter de tels mouvements. Par exemple, dans sa configuration par défaut (plage de mesure de ± 16 g), l'accéléromètre *STMicroelectronics LSM6DSM* présent dans les téléphones Google Pixel 2 a une sensibilité de 0,488 mg et un niveau de bruit RMS (Root Mean Square) de 3 mg [131]. Par conséquent, il est capable de détecter de très petits mouvements, à peine plus forts que son niveau de bruit qui est de $2,94 \times 10^{-2} \text{ m s}^{-2}$. Une sensibilité aussi élevée est très courante dans les téléphones mobiles du marché (voir tableau 3.1).

3.2.2 Étude expérimentale

Pour étudier la capacité des téléphones mobiles du marché à acquérir le signal BCG dans la main, nous menons l'expérience présentée dans la figure 3.2. Un utilisateur (femme, 26 ans) tient un smartphone (Google Pixel 2) dans la main en position assise et la main placée sur une table, pour réduire les artefacts de mouvement. Un moniteur ECG portable GIMA PM10 [134] est utilisé sur la même main pour recueillir la vérité terrain. À titre de référence, nous effectuons également une expérience similaire à [42] dans laquelle il est demandé à l'utilisateur de s'allonger horizontalement en position couchée avec le téléphone placé sur le nombril. Le téléphone exécute une application Android qui enregistre les mesures de l'accéléromètre sur ses trois axes. Chaque session de mesure dure une minute. Nous analysons ensuite le signal dans les domaines fréquentiel et temporel.

1) **Analyse dans le domaine fréquentiel.** Nous recueillons un total de 20 signaux d'accéléromètre de la main et du nombril, respectivement, et nous utilisons la métrique



FIGURE 3.2 Configuration expérimentale

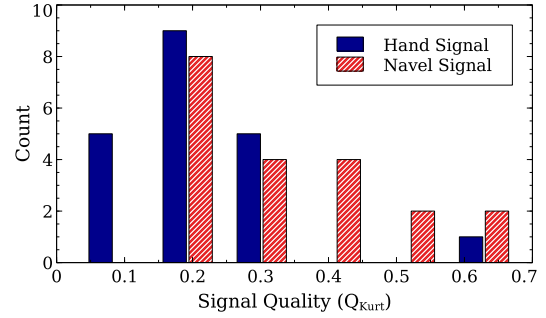


FIGURE 3.3 Qualité du signal dans la main et sur le nombril

Q_{Kurt} [16] pour quantifier leur niveau de pureté :

$$Q_{Kurt}(s) = \frac{kurtosis(FFT(s))}{kurtosis(P_s)} \quad (3.1)$$

Dans cette équation, $FFT(s)$ représente la transformée de Fourier rapide du signal s et P_s , l'onde sinusoïdale parfaite avec une fréquence correspondant à la fondamentale de s . De manière informelle, Q_{Kurt} considère qu'un signal avec une seule composante fréquentielle est plus pur qu'un autre qui en a plusieurs. Pour chaque signal, nous calculons donc la valeur de Q_{Kurt} de chaque axe et retenons celle de l'axe ayant la valeur la plus élevée. Nous présentons plus tard, dans la section 3.4, une approche permettant de retrouver la meilleure dimension du signal.

La figure 3.3 montre que le signal mesuré avec le téléphone sur le nombril, à proximité de l'aorte, est de qualité supérieure. Ceci explique pourquoi le BCG peut être mesuré et exploité de manière fiable à partir du nombril en utilisant uniquement des algorithmes de traitement du signal [42]. Les résultats pour les signaux recueillis dans la main sont quant à eux mitigés. Une proportion significative a une qualité comparable à celle du nombril, ce qui donne du crédit à la possibilité d'effectuer la BCG à partir de la main. Mais dans le même temps, un nombre non négligeable de ces signaux présente une qualité médiocre, une source d'erreur – ce qui rend un tel objectif beaucoup plus difficile à atteindre qu'avec l'acquisition du BCG à partir du nombril.

2) Analyse dans le domaine temporel. Pour chaque signal, nous choisissons comme patron un signal d'une durée d'1 s de long centré sur son amplitude maximale et calculons la corrélation croisée du signal entier avec ce patron. À titre d'illustration, la figure 3.4 montre les résultats du meilleur axe de chaque signal, pour l'une des sessions de mesure. Les données peignent un tableau similaire à ce qui a été observé dans le domaine fréquentiel. Le signal du nombril présente des pics clairs et nets à chaque battement de cœur, ce qui signifie que le début et la fin de chaque cycle cardiaque peuvent être facilement identifiés.

Les résultats pour le signal de la main sont mitigés. Une partie du signal présente des

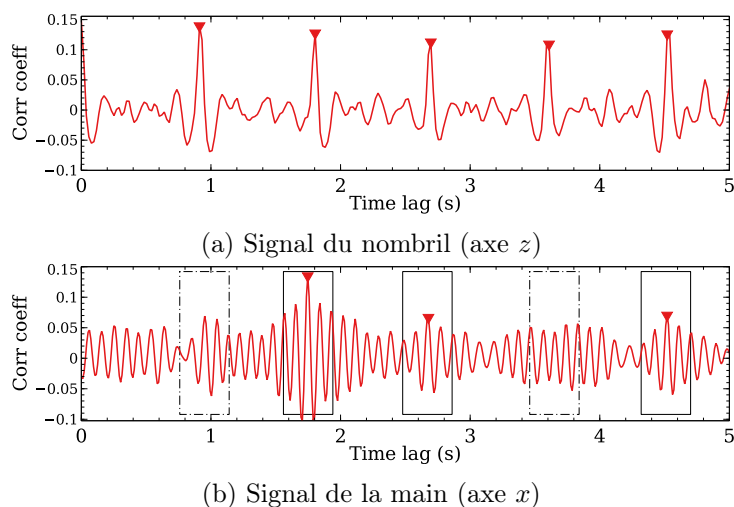


FIGURE 3.4 Corrélation croisée du signal avec un segment de 1 s de long centré sur le point d'amplitude maximale. Fréquence cardiaque réelle : 65 bat./mn ($\sim 5,4$ battements dans une fenêtre de 5 s)

pics clairs (rectangles en trait continu), similaires au signal du nombril. D'autres parties, en revanche, ne présentent aucun motif clair, même si un battement de cœur se produit (rectangles en pointillés), ce qui souligne la difficulté d'acquérir un signal BCG clair à partir de la main.

3.2.3 Résumé

Notre enquête dresse un tableau d'opportunités et des défis. Une étude des smartphones du marché montre qu'ils sont équipés d'accéléromètres très sensibles, capables de détecter des signaux de très faible amplitude. Notre étude empirique, montre que le mouvement du corps causé par les forces de recul apparaissant pendant le cycle cardiaque peut être détecté à partir de la main. Cela donne du crédit à la possibilité d'acquérir le signal BCG et, ainsi, de calculer la fréquence cardiaque en tenant simplement un smartphone.

Néanmoins, le signal, mesuré sur un organe externe très éloigné de l'aorte, et sujet à des artefacts de mouvement, peut être de mauvaise qualité. Cela rend le calcul fiable de la fréquence cardiaque particulièrement difficile, surtout si l'on s'appuie uniquement sur des approches de traitement du signal. Dans la section suivante, nous présentons HandRate, un système qui combine le traitement du signal et les réseaux de neurones pour relever ce défi.

3.3 Vue d'ensemble de HandRate

La figure 3.5 montre une représentation de haut niveau de l'architecture de HandRate. Pour calculer la fréquence cardiaque, HandRate prend en entrée les signaux de l'accéléromètre d'un smartphone tenu en main et les traite à l'aide de deux modules :

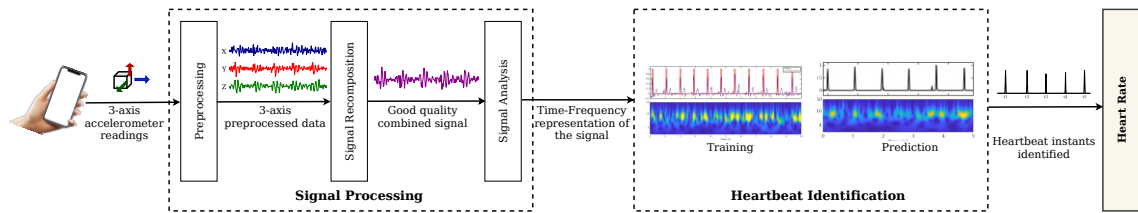


FIGURE 3.5 HandRate : Architecture du système

1. **Traitement du signal** : Les mesures des trois axes de l'accéléromètre sont d'abord prétraitées pour éliminer toutes les caractéristiques spécifiques au matériel, puis introduites dans le module de recombinaison du signal. Son objectif est de transformer le signal pour le rendre indépendant de la façon dont le téléphone est tenu et le réduire à une seule dimension. Le signal résultant est transmis au module d'analyse du signal qui vise à mettre en évidence les battements cardiaques aussi clairement que possible.
2. **Identification des battements cardiaques** : Ce module prend en entrée la représentation du signal produite par le précédent, et le traite dans le but d'identifier les instants des battements de cœur et ainsi en dériver la fréquence cardiaque.

Dans ce qui suit, nous décrivons en détail chaque élément de HandRate ainsi que le raisonnement qui sous-tend les choix de conception.

3.4 Traitement du signal

3.4.1 Prétraitement

L'objectif du module de prétraitement est de supprimer toutes les caractéristiques spécifiques au matériel (fréquence d'échantillonnage, bruit) et de se concentrer uniquement sur la forme des signaux d'entrée. Il se compose de quatre étapes : filtrage, rééchantillonnage, normalisation et débruitage.

Filtrage. La première étape du module de prétraitement consiste à filtrer les signaux très faibles, résultant du fait que le téléphone ait été posé sur des surfaces solides par exemple. HandRate calcule l'amplitude moyenne du signal et l'ignore si sa valeur est inférieure à un seuil donné.

Reéchantillonnage. Comme les différents téléphones possèdent des accéléromètres avec des fréquences d'échantillonnage différentes, le signal d'entrée est rééchantillonné à une fréquence d'échantillonnage fixe. Cela permet à HandRate de fonctionner sur n'importe quel téléphone sans modifications supplémentaires. Dans notre implantation, nous utilisons $F_s = 100$ Hz comme fréquence d'échantillonnage cible car elle est suffisante pour le suivi de l'activité cardiaque [135], [136] et elle se situe dans la gamme commune des fréquences d'échantillonnage des accéléromètres de smartphones.

Normalisation. L'objectif de la normalisation est de se concentrer sur la forme du signal, plutôt que sur les valeurs. Le signal est d'abord centré pour le ramener à une moyenne nulle. Nous réalisons pour cela une interpolation polynomiale d'ordre deux et soustrayons le polynôme obtenu du signal original. Le signal résultant est ensuite normalisé en le divisant par le maximum de sa valeur absolue, ce qui donne des valeurs dans la plage $[-1, 1]$. Grâce à cette étape de normalisation, HandRate est capable de se concentrer uniquement sur la forme du signal, en ignorant les informations non pertinentes.

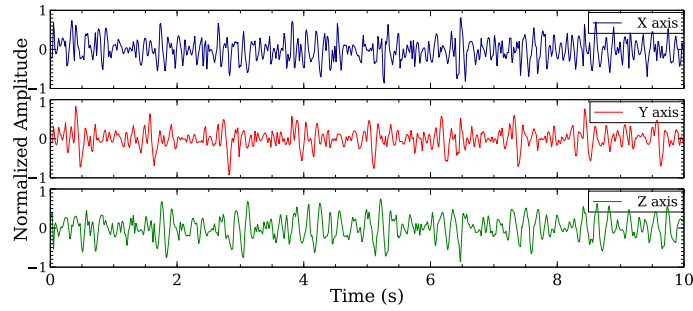
Débruitage. Nous appliquons un débruitage fondé sur les ondelettes, qui sont adaptées au débruitage d'un signal tout en préservant ses pics [137]. Dans HandRate, nous effectuons un débruitage de Bayes à 7 niveaux en utilisant l'ondelette *sym4*, avec la règle du seuil médian avec estimation du bruit indépendante du niveau. Ces valeurs de paramètres, qui permettent d'obtenir de bons résultats, ont été retenues après de nombreux essais. Ce processus de débruitage est appliqué sur chacun des 3 axes séparément.

3.4.2 Recomposition du signal

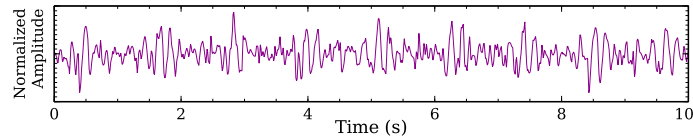
L'accéléromètre engendrant un signal tridimensionnel, une question centrale pour HandRate est de savoir comment acquérir un signal BCG unidimensionnel pour calculer une seule fréquence cardiaque. Une première solution, naïve, serait d'utiliser une étude expérimentale pour identifier l'axe de l'accéléromètre qui capture le mieux le signal BCG. Cependant, le meilleur axe de l'accéléromètre peut dépendre de la façon avec laquelle l'utilisateur tient le téléphone. Une autre approche, présentée dans [16] pour fusionner les mesures du gyroscope, serait de calculer une fréquence cardiaque différente pour chaque axe de l'accéléromètre, puis de fusionner les résultats. Cependant, cette approche impliquerait d'exécuter trois fois chaque étape du calcul de la fréquence cardiaque avant d'effectuer une étape de fusion.

Notre solution à ce défi consiste à a) transformer les mesures de l'accéléromètre dans un nouveau référentiel, supprimant ainsi la dépendance à la façon avec laquelle l'utilisateur tient le téléphone, et b) à évaluer la quantité d'information retenue dans ces mesures de l'accéléromètre par des expériences à grande échelle. Pour ce faire, nous nous appuyons sur une Analyse en Composantes Principales (ACP) [138] qui est la plus répandue pour la réduction de dimensions. L'ACP convertit un ensemble d'observations de variables dans un nouveau système de coordonnées, de sorte que la plus grande variance se trouve sur la première dimension (la première composante principale), la deuxième plus grande variance sur la deuxième dimension, et ainsi de suite.

Pour changer de base, HandRate applique l'ACP sur le signal de l'accéléromètre. Le résultat est toujours un signal multidimensionnel mais qui est cette fois-ci indépendant de la façon avec laquelle l'utilisateur tient le téléphone. Pour réduire le signal à une seule dimension, ce qui permet à HandRate de calculer une valeur de fréquence cardiaque unique et précise, nous adoptons une approche expérimentale. Nous réalisons des expériences avec



(a) Signal tridimensionnel avant l'ACP



(b) Signal obtenu sur la première composante principale après ACP

FIGURE 3.6 Combinaison des signaux à l'aide de l'ACP

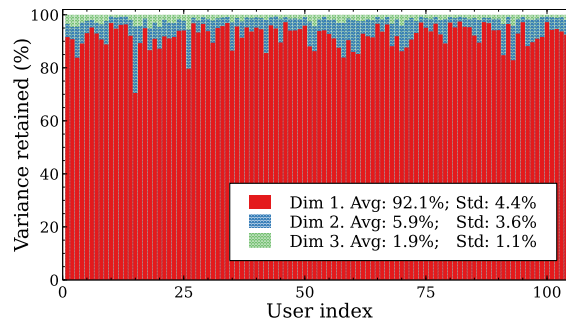


FIGURE 3.7 Variance retenue après l'Analyse en Composantes Principales

un très grand nombre de participants : 105. Chaque participant est invité à simplement tenir un smartphone (Google Pixel 2) pendant 30 s, comme il le ferait naturellement, tandis qu'une application enregistre les mesures de l'accéléromètre. La figure 3.7 présente la variance retenue sur les trois composantes principales résultant de l'ACP, pour chacun des 105 participants. Les données montrent qu'une moyenne de 92,1 % de la variance est retenue sur la première composante principale. Par conséquent, nous ne conservons que la première composante résultant de l'ACP, produisant ainsi un signal unidimensionnel. La figure 3.6 présente un exemple d'une telle transformation. Dans la section 3.7.6, nous évaluons la précision de HandRate relativement à différentes approches de réduction de la dimension du signal.

3.4.3 Analyse du signal

Le résultat de l'étape précédente est toujours un signal brut dans le domaine temporel. Une approche courante pour analyser un tel signal, de façon à en extraire des informations utiles comme la fréquence cardiaque, consiste à effectuer une analyse du spectre de fréquence

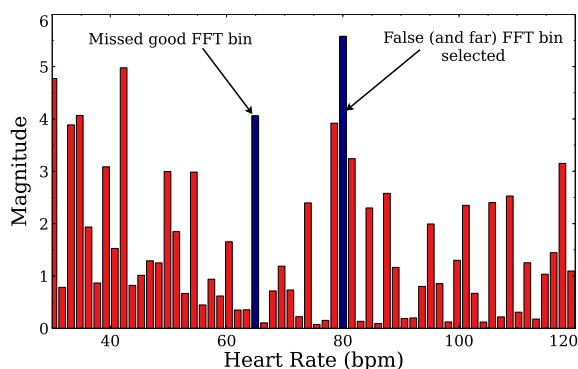


FIGURE 3.8 Le calcul de la fréquence cardiaque fondé sur la FFT peut conduire à des erreurs importantes sur des signaux de basse qualité. $Q_{Kurt} : 0.083$

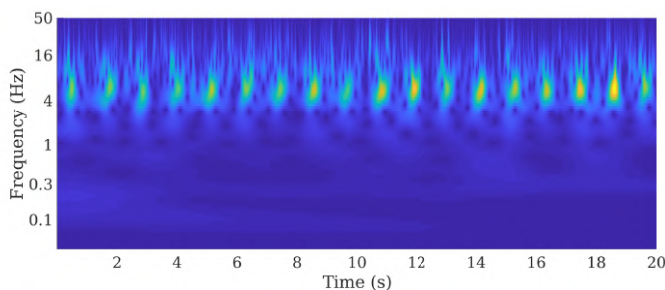


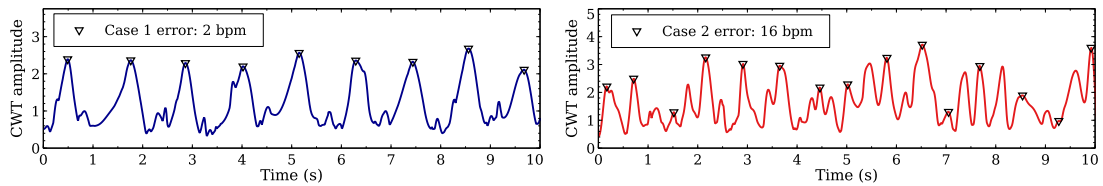
FIGURE 3.9 Scalogramme (CWT) : Analyse temps-fréquence du signal.

de Fourier [16], [17] et à sélectionner la fréquence dominante dans une plage donnée, par exemple de 0,9 à 2 Hz. [16] (ce qui correspond à 54 à 120 bat./mn). Cette fréquence sélectionnée est ensuite multipliée par 60 pour obtenir la valeur exprimée en battements par minute. Ce processus est résumé par l'équation suivante :

$$hr = 60 \times \operatorname{argmax}_{f_{min} \leq f \leq f_{max}} FFT(f) \quad (3.2)$$

Dans cette équation, $FFT(f)$ est l'amplitude du coefficient de Fourier correspondant à la fréquence f . f_{min} et f_{max} représentent les bornes de la plage des fréquences cardiaques valides. Cependant, comme le signal mesuré dans la main est souvent de mauvaise qualité (voir section 3.2), une fausse fréquence dans le spectre pourrait être identifiée comme correspondant à la fréquence cardiaque, ce qui entraînerait une erreur importante, comme mis en évidence par la figure 3.8. De plus, nos signaux ne présentent pas de pics clairs, ce qui rend inadéquates les méthodes de détection des pics dans le domaine temporel seulement.

HandRate va mettre à profit les informations tirées des deux domaines – temporel et fréquentiel – en effectuant une analyse temps-fréquence du signal. Les deux approches courantes de l'analyse temps-fréquence sont le spectrogramme et le scalogramme, obtenus en appliquant la transformée de Fourier à temps court (STFT pour *Short-Time Fourier Transform en anglais*) [139] et la transformée en ondelettes continues (CWT pour *Continuous*



(a) Résultats corrects dans les cas de SNR élevé (b) Résultats imprécis dans les cas de faible SNR

FIGURE 3.10 Résultats mitigés du calcul de la fréquence cardiaque par ondelettes

Wavelet Transform en anglais) [140], respectivement. Cependant, l'analyse en ondelettes est plus adaptée aux signaux non stationnaires dont la fréquence peut varier rapidement. Elle peut capturer à la fois les variations lentes et les changements abrupts du signal, ce qui n'est pas le cas de la STFT [140], [141]. La figure 3.9 montre l'exemple d'un tel scalogramme résultant de la CWT, engendré alors que l'ECG indiquait une fréquence cardiaque de 56 bat./mn. Le spectrogramme calculé a une résolution temporelle égale à celle du signal d'entrée, $20000/2000 = 10$ ms. Des détails de son calcul sont fournis en section 3.6.1.

Les données montrent que la CWT produit des pics identifiables en temps et en fréquence. De plus, nous avons observé sur l'ensemble des données que nous avons collectées que les éléments intéressants se situent dans la plage de fréquences comprises entre 4 et 50 Hz. Par conséquent, HandRate calcule la CWT uniquement dans cette plage de fréquences. Cela a pour effet d'accélérer le calcul ainsi que le processus d'identification des battements de cœur (voir section 3.5), car cela réduit considérablement la taille du scalogramme, qui passe de $174 \times num_timesteps$ à $59 \times num_timesteps$ (le spectre de fréquences CWT est sur une échelle logarithmique).

3.5 Calcul de la fréquence cardiaque avec des réseaux de neurones

Bien que le scalogramme obtenu dans la section 3.4 soit une bonne représentation temps-fréquence du signal BCG, le défi, cependant, est d'identifier les événements avec une grande fiabilité afin de calculer avec précision la fréquence cardiaque. L'approche la plus simple pour relever ce défi consiste à identifier les instants ayant la plus grande amplitude dans le scalogramme. Il s'agit de prendre, à chaque pas de temps, l'amplitude maximale sur toutes les fréquences, puis d'identifier les pics dans la courbe unidimensionnelle résultante. La figure 3.10a montre le meilleur scénario d'une telle approche : une simple détection des pics conduit à une très bonne erreur d'estimation de la fréquence cardiaque de 2 bat./mn (la fréquence cardiaque réelle est 56 bat./mn). Cependant, cette méthode est très sensible au SNR des signaux d'entrée et aux artefacts de mouvement, conduisant à des résultats

très imprécis – erreur d’estimation de la fréquence cardiaque de 16 bat./mn – lorsque le SNR est faible, comme le montre la figure 3.10b. Nous présentons des résultats à grande échelle dans la section 3.7.4.

Le signal BCG mesuré manuellement ayant un faible rapport signal à bruit, une approche différente est nécessaire. HandRate relève ce défi grâce à une solution utilisant les réseaux de neurones modernes qui ont démontré leur efficacité dans des tâches similaires d’identification d’événements [142]-[144].

3.5.1 Architecture du réseau de neurones pour l’identification de la fréquence cardiaque

L’architecture du modèle de réseau de neurones utilisée par HandRate est présentée dans la figure 3.11. Elle est conçue pour répondre à deux exigences clés : a) prendre en compte les particularités du signal BCG obtenu dans la main et représenté sous forme de scalogramme, et b) être suffisamment légère pour fonctionner sur un smartphone du marché.

Pour répondre à la première exigence, notre conception fait appel à l’architecture encodeur-décodeur. L’encodeur vise à identifier la meilleure façon d’extraire et de représenter les caractéristiques utiles et pertinentes du scalogramme d’entrée – le meilleur encodage pour ces données. L’objectif du décodeur, quant à lui, est d’identifier la sortie la plus probable correspondant aux données encodées. Compte tenu de sa taille (section 3.4.3) et de la fréquence d’échantillonnage de 100 Hz, l’entrée de notre modèle est une matrice bidimensionnelle de 300×59 (puisque nous traitons notre scalogramme par segments de 3 s chacun, voir section 3.6.4).

Pour répondre à l’exigence d’une solution légère tout en prenant en compte les particularités de notre signal, la conception de HandRate utilise seulement deux couches principales, que ce soit pour l’encodeur ou pour le décodeur. L’encodeur commence par une couche convolutive qui apprend les filtres spécifiques pour extraire les caractéristiques spatiales bas niveau du scalogramme d’entrée, qui est une image 2D. Cette couche est composée de 128 filtres, avec un pas de 1, chaque filtre ayant une largeur de 5 unités. Ces filtres sont configurés de façon à conserver la résolution temporelle d’entrée (*same padding*). Cette couche convolutionnelle est complétée par deux couches auxiliaires : une couche *Dropout* [145], avec un taux d’abandon de 20 %, qui permet d’éviter le sur-apprentissage, et une couche *Batch normalization* [146] pour accélérer l’apprentissage. Empilée sur la couche convolutive, la couche récurrente a pour objectif d’identifier une bonne représentation permettant de capturer la nature temporelle inhérente à ces informations. La couche récurrente est implantée comme une couche LSTM [147] avec 128 cellules.

Dans le décodeur, une couche LSTM est suivie d’une couche densément connectée distribuée dans le temps. La couche LSTM est composée de 128 cellules mémoire. Pour produire sa sortie, elle ne prend pas les sorties de la couche LSTM de l’encodeur mais

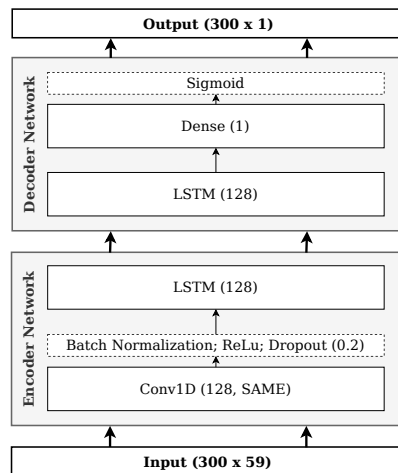


FIGURE 3.11 Architecture du réseau de neurones de HandRate

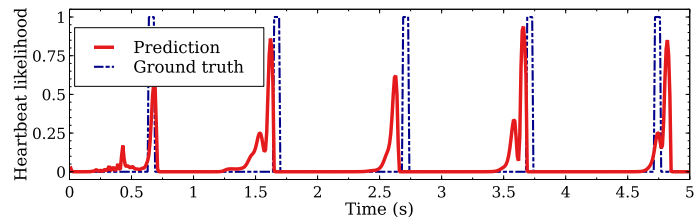


FIGURE 3.12 Exemple de sortie du réseau de neurones

seulement ses états finaux et un caractère de début de séquence (toujours zéro dans notre implantation). La dernière couche est une couche densément connectée avec une activation sigmoïde. Elle produit, pour chaque pas de temps, une valeur entre 0 et 1, estimant la probabilité qu'il y ait eu un battement de cœur à cet instant. Ainsi, la sortie du modèle est une série temporelle de 300×1 . En termes de complexité, le nombre total de paramètres du modèle est de 236673.

3.5.2 Calcul de la fréquence cardiaque

La figure 3.12 représente 5 secondes d'un signal typique produit par notre réseau de neurones. Comme l'indiquent les données, le modèle produit des résultats suffisamment clairs pour identifier facilement les pics (battements de cœur). En guise d'étape finale, nous appliquons une contrainte d'espacement de 0,5s pour sélectionner les pics et éliminer ceux qui ne correspondent pas aux battements de cœur, puisque nous visons des fréquences cardiaques allant jusqu'à 120 bat./mn. La fréquence cardiaque est obtenue après avoir calculé l'intervalle inter-battement moyen (*IBI* pour *Interbeat Interval* en anglais) par $hr = 60/ibi$.

3.6 Implantation et jeu de données

3.6.1 Implantation

Nous avons implanté HandRate comme une application Android autonome afin d'évaluer le temps de traitement de ses différents modules. La partie apprentissage machine est implantée sous le framework *TensorFlow* avec *Keras* comme interface et portée sur le mobile en tant que modèle *tflite* [148] en format simple précision (*float32*). La partie

traitement du signal est implantée en Java standard et utilise la bibliothèque *Apache Commons Maths* [149]. La CWT est calculée avec l'ondelette de Morse et les paramètres suivants : 16 voix par octave et un produit temps-bande passante de 10. Nous privilégions ici une valeur faible de ce dernier paramètre pour favoriser une meilleure localisation des événements dans le domaine temporel (au détriment du domaine fréquentiel).

3.6.2 Protocole de collecte des données

Pour acquérir notre jeu de données, nous suivons le protocole décrit sur la figure 3.2 (section 3.2). L'utilisateur tient un téléphone Google Pixel 2 dans sa main alors qu'il est en position assise¹, ainsi qu'un ECG portable (un moniteur ECG GIMA PM10 [134]) pour acquérir la vérité terrain. Le signal de l'accéléromètre du téléphone (initialement à 50 Hz) et l'ECG du moniteur ECG portable (initialement à 250 Hz) sont rééchantillonnés à la même fréquence d'échantillonnage de $F_s = 100$ Hz (voir section 3.4.1).

3.6.3 Statistiques sur les données

En suivant le protocole décrit dans la section précédente, nous avons recueilli des données auprès de 18 volontaires, âgés de 22 à 52 ans, dont 6 sujets féminins et 12 masculins². Les volontaires sont tous des professeurs et des étudiants de l'ENSEEIH, notre école d'ingénieurs d'accueil. Notons par ailleurs que cette collecte de données est différente de celle décrite dans la section 3.4.2 car celle-ci implique des volontaires différents participant à plusieurs sessions de mesure. Pour chaque participant, nous avons effectué au moins dix sessions de mesure de 30 s chacune, pour un jeu de données total composé de 242 sessions de mesure. Une analyse de ce jeu de données révèle trois attributs clés :

a) Un large éventail de fréquences cardiaques. La figure 3.13a montre la distribution empirique des fréquences cardiaques sur l'ensemble des données, telles que rapportées par le moniteur ECG. Les valeurs mesurées, 54-106 bat./mn, couvrent toute la plage des valeurs de fréquence cardiaque des adultes au repos³ dans la population générale.

b) Signaux faibles. La figure 3.13b montre la distribution empirique du 95ème percentile de l'amplitude du signal de chaque session de mesure dans le jeu de données. Nous représentons le 95ème percentile des mesures sur chacun des individus car les valeurs plus élevées risquent d'être des valeurs aberrantes dues à des artefacts de mouvement. Nous observons que l'amplitude des signaux de l'ensemble des données est très variable d'une mesure à l'autre et qu'elle reste généralement faible, avec une moyenne de $0,09 \text{ m s}^{-2}$. Ceci est cohérent avec les résultats de notre étude préliminaire (voir section 3.2) qui montrent

1. Nous évaluons HandRate avec plusieurs façons de tenir le téléphone et avec l'utilisateur debout dans la section 3.7.6

2. Nos expériences sont en accord avec les principes d'éthique définis dans la déclaration d'Helsinki [150] relative à la recherche impliquant des personnes humaines.

3. Nous évaluons les fréquences cardiaques plus élevées après exercice physique dans la section 3.7

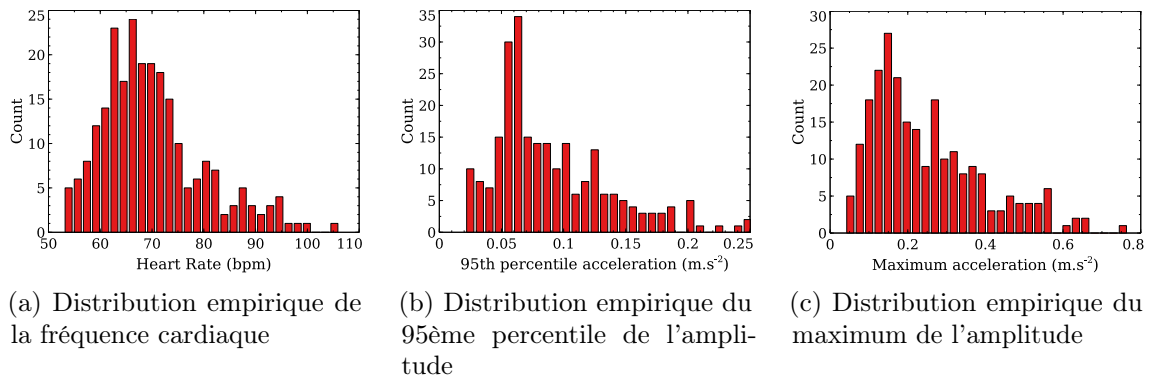


FIGURE 3.13 Statistiques du jeu de données. Données recueillies auprès de 18 participants, âgés de 22 à 52 ans, dont 6 sujets féminins et 12 sujets masculins

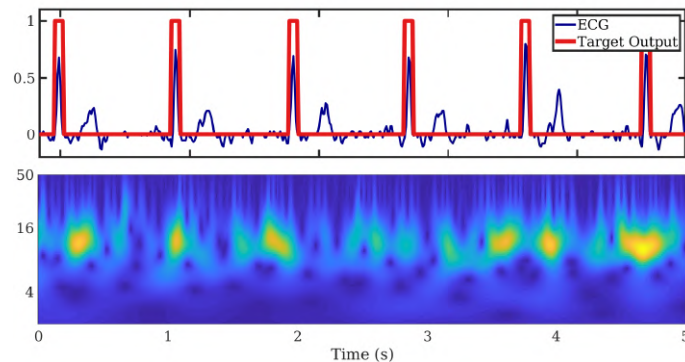


FIGURE 3.14 Étiquetage des données : Mapping du scalogramme avec les instants de battements cardiaques en utilisant l'ECG

les difficultés de l'acquisition du BCG à partir de la main, en partie en raison de la faiblesse du signal.

c) **Artefacts de mouvement.** La figure 3.13c montre la distribution des amplitudes maximales observées dans chaque session de mesure de l'ensemble des données. Le fait qu'un petit pourcentage des signaux ait une amplitude significativement plus élevée suggère fortement que ceux-ci sont dus à des artefacts de mouvement. Ces données confirment l'intuition selon laquelle le fait de tenir un téléphone à la main entraîne inévitablement un niveau élevé d'artefacts de mouvement, ce qui rend l'acquisition du BCG difficile.

3.6.4 Étiquetage des données

Pour étiqueter nos données, nous nous appuyons sur le moniteur ECG comme le montre la figure 3.14. Nous traitons les données ECG pour produire un vecteur binaire en marquant les pics R avec des uns (symboles 1) et les autres instants (non pics) avec des zéros (symboles 0). Chaque signal est traité en segments de 3s, ce qui représente un bon compromis entre la précision et le temps de traitement. En effet, une longueur de segment plus élevée pourrait

conduire à une meilleure précision car le modèle aurait alors plus d'éléments de contexte pour effectuer sa prédiction pour chaque pas de temps, mais cela conduirait aussi à un réseau plus complexe nécessaire pour traiter cette quantité plus importante d'informations. De plus, le traitement du signal en petits segments a l'avantage d'isoler les erreurs introduites par les artefacts de mouvement.

Nous incluons également un chevauchement d'1 s entre les segments de signal consécutifs afin de disposer de suffisamment d'informations de contexte pour la prédiction de chaque pas de temps, en particulier pour les instants d'extrémité, et ainsi améliorer la précision du système. Pour cette région de chevauchement, nous prenons comme sortie la moyenne arithmétique des valeurs prédites lors du traitement des deux segments voisins.

3.6.5 Atténuation du déséquilibre dans les échantillons

Puisque HandRate utilise une fréquence d'échantillonnage de 100 Hz et que la fréquence cardiaque dépasse rarement les 120 bat./mn, les symboles 0 (absence de battement de cœur) vont naturellement dominer sur les symboles 1 (battement de cœur), ce qui conduit à un jeu de données déséquilibré. L'utilisation d'un tel jeu de données pour l'entraînement du réseau de neurones peut conduire à des difficultés car le modèle aura tendance à produire la classe dominante (0 dans ce cas) [151].

Pour relever ce défi, nous introduisons une approche de suréchantillonnage de la classe minoritaire. En plus de marquer d'un symbole 1 les indices exacts des pics, nous marquons également un certain nombre ($n_{surroundings}$) d'instantants environnants (centrés sur le pic réel), de façon à réduire le déséquilibre du jeu de données. Cette stratégie de suréchantillonnage présente l'avantage supplémentaire de réduire les risques de manquer un pic réel.

Le choix de la valeur de $n_{surroundings}$, que nous appelons le *facteur de suréchantillonnage*, correspond à un compromis intéressant. Une valeur plus élevée de ce *facteur de suréchantillonnage* permet d'obtenir un ensemble de données plus équilibré, mais également des battements cardiaques moins bien localisés dans le temps, ce qui entraîne une mauvaise résolution temporelle même si le modèle produit un résultat qui correspond parfaitement à la sortie attendue. Nous avons fixé la valeur par défaut de ce paramètre ($n_{surroundings}$) à 20 sur la base de l'évaluation de notre stratégie de suréchantillonnage conduite dans la section 3.7.7.

3.7 Evaluation

Dans cette section, nous évaluons la capacité de HandRate à fournir un suivi précis de l'activité cardiaque lorsque l'utilisateur tient simplement son téléphone en main.

3.7.1 Entraînement

Comme solution supplémentaire pour tenir compte du déséquilibre du jeu de données, pendant la phase d'apprentissage, nous pénalisons davantage le modèle lorsqu'il manque un 1 (un battement de cœur). Pour cela, nous utilisons comme fonction de perte une entropie croisée binaire pondérée (*weighted binary cross-entropy*).

$$L(y_{pred}, y_{true}) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [w_1 \times y_{true} \times \ln(y_{pred}) + w_0 \times (1 - y_{true}) \times \ln(1 - y_{pred})] \quad (3.3)$$

où, y_{pred} et y_{true} représentent les étiquettes prédite et réelle, respectivement ; et M est le nombre d'échantillons dans les données d'apprentissage. Nous attribuons les poids, w_0 , w_1 , en fonction de $n_{surroundings}$, le taux de suréchantillonnage (voir section 3.6.5), de la fréquence cardiaque médiane de la population générale, 80 bat./mn, et F_s , le taux d'échantillonnage (section 3.4.1). Ainsi, $w_0 = \frac{80}{60} \times n_{surroundings}/F_s$ et $w_1 = 1 - w_0$. Avec le taux de suréchantillonnage par défaut de 20, on obtient $w_0 = 0,26$ et $w_1 = 0,74$. ($F_s = 100$ Hz est le taux d'échantillonnage utilisé par HandRate, voir section 3.4.1).

Nous entraînons le modèle avec l'optimiseur d'Adam [152] avec un pas d'apprentissage (*learning rate*) décroissant jusqu'à ce qu'aucune amélioration ne soit observée sur la valeur de perte du jeu de données de validation. Pendant la phase d'apprentissage, nous utilisons également l'approche *teacher forcing* [153] en alimentant la deuxième couche LSTM avec le signal cible de la vérité terrain. Ceci a pour but d'accélérer le processus d'apprentissage.

3.7.2 Configuration de l'évaluation

Répartition des données (*Train/Val/Test*). Pour l'évaluation de notre solution, nous entraînons le modèle à l'aide de deux types de données, créant ainsi deux versions de HandRate : (1) *HandRate-g*, un modèle général avec des données d'entraînement provenant de plusieurs personnes (2) *HandRate-p*, un modèle personnalisé entraîné avec les données d'une personne. *HandRate-g* est évalué en utilisant la validation croisée *leave-one-out* (avec les données de 12, 5 et 1 utilisateurs pour les ensembles d'entraînement, de validation et de test respectivement) ; et pour *HandRate-p* nous appliquons une règle de division 60/20/20 sur les sessions de mesure de l'utilisateur).

Comparaison : Nous comparons HandRate à trois approches pour le calcul de la fréquence cardiaque sur la base du signal BCG :

- **FFT-based** : Elle consiste à calculer le spectre de Fourier du signal et à prendre la fréquence la plus active dans la plage [0,8 Hz - 2 Hz]. Cette fréquence est multipliée par 60 pour avoir le résultat exprimé en battements par minute ;
- **Xcorr-based** : Utilisée dans [107], elle consiste à calculer la corrélation croisée entre le signal et un patron, et à prendre les pics pour des battements de cœur. Le patron est obtenu en prenant un signal long de 1 s centré sur le pic le plus élevé du signal.

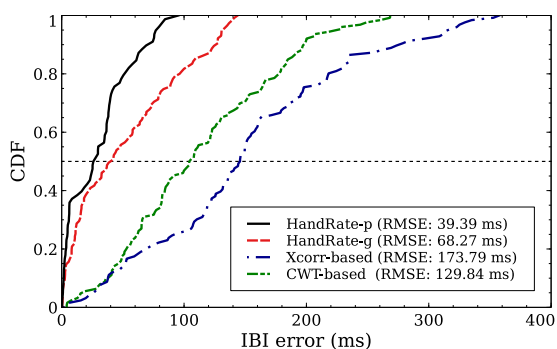


FIGURE 3.15 Fonction de répartition empirique de l'erreur de calcul de l'IBI

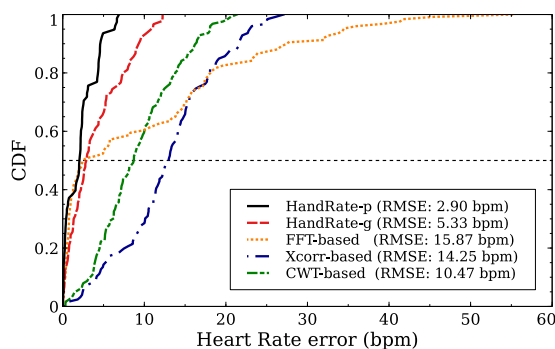


FIGURE 3.16 Fonction de répartition empirique de l'erreur de calcul de la fréquence cardiaque

TABLEAU 3.2 Erreur de calcul de l'IBI (en ms) – Comparaison entre HandRate et d'autres méthodes de traitement du BCG mesuré dans la main.

	HandRate-g	HandRate-p	Xcorr-based	CWT-based
25th p.	11.3	4.8	96.3	62.4
50th p.	41.4	26.8	145.8	105.1
75th p.	85.9	42.7	197.7	163.6
90th p.	126.2	70.7	276.6	197.9
RMSE	68.7	39.4	173.8	129.8

Comme nous le faisons pour HandRate (voir section 3.5.2), nous imposons 0,5 s de distance entre les pics consécutifs ;

- **CWT-based** : Il s'agit de sous-échantillonner le scalogramme obtenu par CWT en prenant la valeur maximale pour chaque pas de temps et en considérant les pics comme des battements de cœur. Nous imposons également une distance 0,5 s entre les pics consécutifs.

3.7.3 Intervalle inter-battements

Nous évaluons tout d'abord la capacité de HandRate à calculer l'intervalle inter-battements (IBI pour *Inter-beat Interval* en anglais), une mesure importante qui peut être utilisée pour identifier des troubles tels que l'arythmie [7]. Nous calculons la différence entre tous les pics consécutifs identifiés par HandRate et la comparons à la vérité terrain calculée à partir des signaux ECG. À titre de comparaison, nous utilisons les solutions qui peuvent produire des informations dans le domaine temporel, à savoir *Xcorr-based* et *CWT-based*. La figure 3.15 montre la fonction de répartition empirique de l'erreur d'estimation de l'IBI, en ms, par rapport à la vérité terrain pour toutes les méthodes considérées. Le tableau 3.2 présente des statistiques récapitulatives, notamment l'erreur quadratique moyenne (RMSE pour *Root Mean Squared Error* en anglais).

Les données montrent que HandRate surpasse les autres méthodes avec une erreur médiane de 41,35 ms et 90ème percentile de 126,17 ms. HandRate-p conduit à une erreur

TABLEAU 3.3 Erreur de calcul de la fréquence cardiaque (en bat./min) – Comparaison entre HandRate et d’autres méthodes de traitement du BCG mesuré dans la main

	HandRate-g	HandRate-p	FFT-based	Xcorr-based	CWT-based
25th p.	1.21	0.32	0.70	9.24	5.25
50th p.	2.92	2.06	2.67	13.00	8.72
75th p.	6.65	3.10	17.02	16.69	12.70
90th p.	9.40	4.60	27.46	21.59	16.31
RMSE	5.33	2.90	15.87	14.25	10.47

TABLEAU 3.4 Comparaison entre HandRate et d’autres techniques de suivi : SCG, PPG et capteur spécialisé. *Les trois dernières colonnes comme rapportées par [16].*

	HandRate-g	HandRate-p	HeartSense (SCG) [16]	Application commerciale (caméra : PPG) [154]	Application commerciale (capteur spécialisé) [155]
25th p.	1.21	0.32	0.38	0.83	1
50th p.	2.92	2.06	1.03	3.85	2.55
75th p.	6.65	3.10	3.59	5.54	4.64
90th p.	9.40	4.60	-	-	-
RMSE	5.33	2.90	4.98	5.2	4.07

médiane encore plus faible de 26,81 ms et un 90ème percentile d’erreur de 76,28 ms. De leur côté, les méthodes *Xcorr-based* et *CWT-based* donnent des erreurs médianes de 145,75 ms et 105,05 ms respectivement. Leurs 90èmes percentiles d’erreur sont respectivement de 276,15 ms et 197,95 ms. Ces faibles performances des solutions de base sont dues à la mauvaise qualité et à la nature complexe des signaux BCG.

3.7.4 Calcul de la fréquence cardiaque

Dans cette section, nous évaluons la précision de HandRate dans le calcul de la fréquence cardiaque et la comparons aux solutions de base. La figure 3.16 montre les erreurs de calcul de la fréquence cardiaque, en bat./min, par rapport à la vérité terrain pour toutes les méthodes considérées. Le tableau 3.3 présente des statistiques récapitulatives, notamment l’erreur quadratique moyenne (RMSE).

Les données montrent que HandRate peut estimer efficacement la fréquence cardiaque, avec des erreurs médianes de 2.92 et 2,06 bat./mn pour HandRate-g et HandRate-p, respectivement, surpassant clairement les autres approches. L’approche FFT s’avère la plus compétitive en termes d’erreur médiane, 2,67 bat./mn mais son erreur explose lorsqu’on considère les 75ème et 90ème percentiles. En effet, comme le montre la section 3.2.2, la fréquence FFT dominante peut être très éloignée de la fréquence exacte. En revanche, HandRate maintient une erreur raisonnable dans tous les cas.

3.7.5 BCG dans la main vs. SCG vs. PPG. vs. matériel spécial

Dans cette section, nous aspirons à contextualiser les performances de HandRate en les comparant à des systèmes établis. Nous comparons HandRate avec une approche

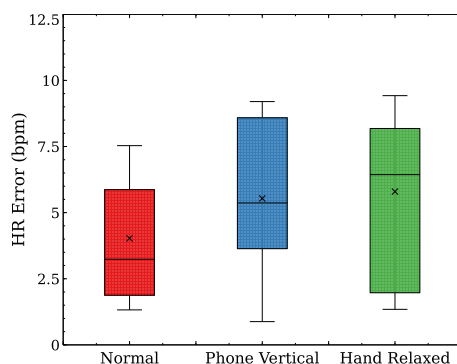
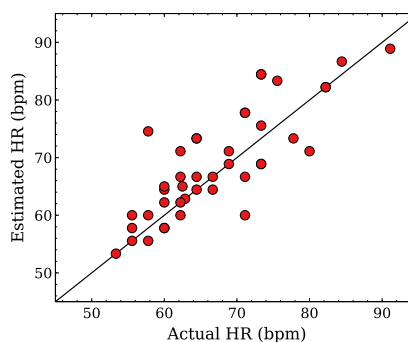
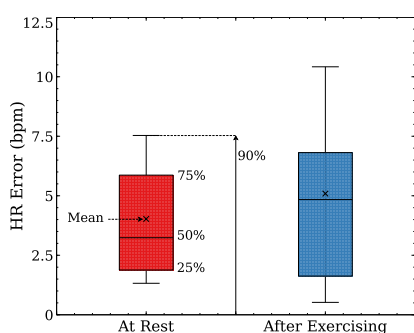


FIGURE 3.17 Performance avec différentes façons de tenir le téléphone



(a) Performance au repos et après l'exercice (b) Performance à différentes fréquences cardiaques

FIGURE 3.18 Performances de HandRate à différentes fréquences cardiaques

récente [16] qui utilise la *SCG*, acquise en plaçant le téléphone directement sur la poitrine, et deux applications mobiles commerciales populaires : *Instant Heart Rate Monitor* [154] (téléchargée plus de 10 millions de fois) et *Samsung Health* [155] (téléchargée plus d'un milliard de fois). La première application s'appuie sur la *PPG* tandis que la seconde s'appuie sur un capteur spécial de fréquence cardiaque présent sur les appareils Samsung haut de gamme.

Le tableau 3.4 montre que HandRate est très efficace pour détecter la fréquence cardiaque. Les performances de HandRate-g sont très similaires à celles de [16]⁴, qui nécessite un contact direct avec la poitrine, et de Samsung Health, qui repose sur un matériel. HandRate-p les surpasse tous.

3.7.6 Variation des conditions expérimentales

Dans cette section, nous évaluons la robustesse de HandRate dans différents scénarios de la vie réelle. Nous nous concentrons sur deux aspects clés : 1) la robustesse de HandRate aux changements de qualité du signal, notamment en raison de la façon avec laquelle

4. Performances rapportées dans [16] sur des expériences avec 11 sujets.

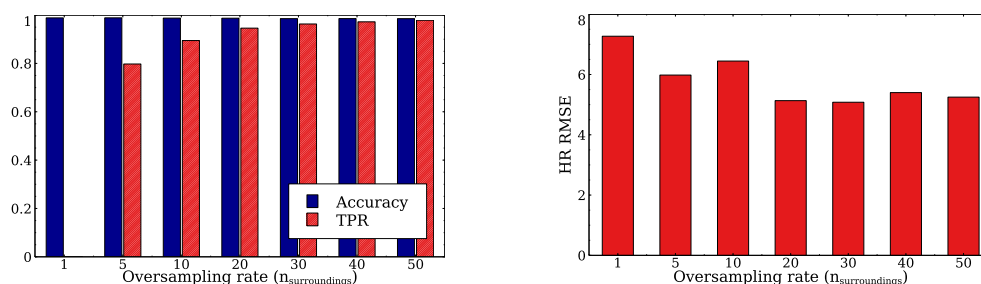
(a) Précision et taux de vrais positifs en fonction du *facteur de suréchantillonnage*(b) Erreur sur la fréquence cardiaque (RMSE) en fonction du *facteur de suréchantillonnage*

FIGURE 3.19 Effet de la stratégie de suréchantillonnage

l'utilisateur tient le téléphone ; 2) la robustesse de HandRate aux changements de fréquence cardiaque, dus à l'état physique de l'utilisateur.

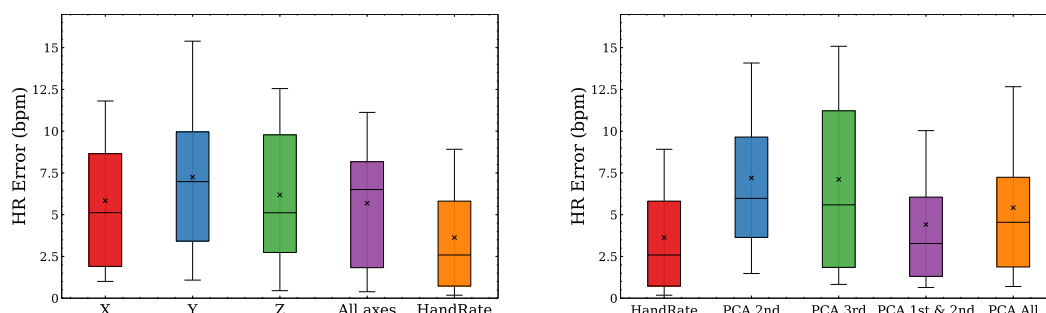
Pour cette partie de l'évaluation nous réalisons une nouvelle série d'expériences avec les mêmes participants et utilisons HandRate-g, la version la plus générale de notre solution, ce qui nous permet d'obtenir une limite inférieure de ses performances.

1) Façon de tenir le téléphone. Nous considérons différentes façons de tenir le téléphone, horizontalement/verticalement, et différentes positions de la main, main en avant (comme lorsqu'on utilise le téléphone)/main détendue le long du corps. Dans ce qui suit, nous ferons référence à un téléphone tenu horizontalement avec la main en avant, comme lorsqu'on utilise son téléphone, comme le modèle de tenue *normal*. Bien que les meilleurs résultats soient obtenus dans la condition *normal*, la figure 3.17 montre que HandRate est robuste face aux différentes façons de tenir le téléphone. Avec un téléphone tenu verticalement, HandRate obtient une erreur médiane de 5,15 bat./mn et un 90ème percentile d'erreur de 9,19 bat./mn. Avec une main détendue (le long du corps), HandRate obtient une erreur médiane de 6,27 bat./mn et un 90ème percentile de 9,36 bat./mn.

2) Variations de la fréquence cardiaque. Pour évaluer ses performances en fonction des différents niveaux de fréquence cardiaque, nous exécutons HandRate lorsque les utilisateurs sont au repos et après un exercice physique. La figure 3.18a montre que HandRate conserve une précision intéressante même après un exercice, avec une erreur médiane de 4,84 bat./mn et un 90ème percentile d'erreur de 10,03 bat./mn dans cette configuration. La figure 3.18b montre également que la précision de HandRate ne dépend pas de la valeur réelle de la fréquence cardiaque. Une estimation parfaite se situerait sur la ligne oblique de pente 1. Ici, nous avons un coefficient de corrélation élevé, de l'ordre de 0,81, entre les fréquences cardiaques estimées et les fréquences réelles.

3.7.7 Effet de la stratégie de suréchantillonnage

Dans cette section, nous évaluons l'effet de la stratégie de suréchantillonnage de HandRate, en nous concentrant sur les performances de prédiction et le calcul de la fréquence



(a) Axes bruts de l'accéléromètre VS fusion fondée sur l'ACP (HandRate) (b) Différentes approches fondées sur l'ACP

FIGURE 3.20 Comparaison de différentes stratégies d'utilisation du signal de l'accéléromètre

cardiaque.

La figure 3.19a montre que le taux de vrais positifs de HandRate augmente avec le *facteur de suréchantillonnage*, ce qui montre que le modèle est capable de mieux prédire la classe rare (la classe positive). La précision est insensible au suréchantillonnage puisque le modèle prédit toujours facilement la classe négative (dominante). Lorsque ce paramètre est faible, la précision reste élevée, car le modèle apprend à prédire la classe négative qui est dominante.

La figure 3.19b montre que l'erreur diminue avec le taux de suréchantillonnage, et qu'il y a un plateau à partir de la valeur 20, qui est alors adoptée comme valeur par défaut de HandRate.

3.7.8 Recomposition du signal

Dans cette section, nous évaluons l'approche de recomposition du signal de l'accéléromètre (voir section 3.4.2), pierre angulaire de HandRate. Nous organisons l'évaluation en deux parties. Tout d'abord, nous comparons HandRate à différentes approches d'utilisation des axes originaux de l'accéléromètre. Dans la seconde partie, nous le comparons à différentes stratégies d'application de l'ACP.

1) Utilisation des axes de l'accéléromètre. Nous comparons l'approche de recomposition du signal de HandRate à l'utilisation de chacun des axes originaux de l'accéléromètre individuellement ainsi qu'à une approche qui les combine tous. Cette dernière consiste à appliquer HandRate sur chaque axe séparément, puis à combiner les résultats de la fréquence cardiaque en utilisant une moyenne pondérée.

$$HR = \sum_{s \in \{x, y, z\}} Q_{Kurt}(s) \times HR(s) \quad (3.4)$$

où $HR(s)$ est la fréquence cardiaque calculée sur la base de l'axe s et $Q_{Kurt}(s)$ est son coefficient de pondération calculé sur la base de la qualité de ce signal [16].

TABLEAU 3.5 Temps d'exécution de HandRate

Téléphone	Temps moyen d'exécution (ms)			
	Traitement de signal	Encodeur	Décodeur	Total
Google Pixel 2	76.7	70	33.9	180.6
Samsung Galaxy S8	146.8	81.4	50.9	279.1
OnePlus 7T	40.2	41.8	14.8	96.8

La figure 3.20a montre que l'approche de fusion de signaux de HandRate conduit au meilleur résultat – l'erreur dans le calcul de la fréquence cardiaque est divisée par deux par rapport à la meilleure approche suivante. Ce résultat montre également que notre approche consistant à combiner les axes des signaux avant de les traiter au lieu de les traiter avant de les combiner comme dans [16], [17] conduit à une meilleure performance.

2) Application de l'ACP. L'approche de fusion de signaux de HandRate implique d'utiliser uniquement la première composante principale. Nous évaluons ce choix en le comparant aux approches utilisant différentes composantes principales et/ou une combinaison de celles-ci. Pour combiner les différentes composantes ACP, nous appliquons la même stratégie fondée sur les Q_Kurt que précédemment.

La figure 3.20b, montre que l'approche de HandRate, qui consiste à utiliser uniquement la première composante principale, donne les meilleures performances. Alors qu'une hypothèse intuitive pourrait être que l'ajout de plus de composantes principales, donc de plus d'informations, pourrait améliorer la précision, les résultats montrent que l'avantage des informations supplémentaires est annulé par le bruit qu'elles ajoutent par la même occasion.

3.7.9 Temps d'exécution

Dans cette section, nous évaluons le temps d'exécution de l'implantation Android de HandRate (voir section 3.6.1) sur différents appareils, notamment un Google Pixel 2 (2017), un Samsung Galaxy S8 (2017), un OnePlus 7T (2019).

Le tableau 3.5 montre que HandRate peut fonctionner en temps réel, avec un temps d'exécution moyen compris entre 96,8 et 279,1 ms, selon le modèle de téléphone. Rappelons que ce traitement est effectué une fois toutes les 2 s en raison de la fenêtre glissante de 3 s avec recouvrement de 1 s. De plus, les données montrent que notre modèle de réseau de neurones a également un faible temps de prédiction (seule la phase d'entraînement hors ligne nécessite un temps significatif), répondant ainsi à une exigence clé de notre conception.

Par ailleurs, dans cette implantation de HandRate, nous utilisons les paramètres par défaut de *tflite*. Le temps d'exécution peut donc être amélioré en tirant profit d'optimisations comme l'utilisation de la délégation GPU ou la délégation NNAPI de *tflite* [156], ou en optimisant le modèle par l'élagage ou la quantification [157].

TABLEAU 3.6 Utilisation des ressources par HandRate. *L* : Légère, *M* : Moyenne, *E* : Elevée

Téléphone	CPU (%)	Mémoire (Mo) [Après chargement/En cours d'exécution]	Consommation énergétique (% du temps) [L/M/E]
Google Pixel 2	20.6	105.3 / 135.1	89.6 / 10.4 / 0.0
Samsung Galaxy S8	12.4	103.1 / 131.3	74.8 / 24.6 / 0.6
OnePlus 7T	14.7	165.5 / 198.6	89.2 / 10.8 / 0.0

3.7.10 Utilisation des ressources

Dans cette section, nous évaluons l'utilisation des ressources de HandRate en termes de CPU, de mémoire et d'énergie. Nous utilisons *Android Profiler* [158] et rapportons dans le tableau 3.6 les moyennes arithmétiques observées sur les 3 téléphones mobiles. Nous rapportons l'utilisation de la mémoire juste après le chargement de l'application ainsi que pendant son exécution. En raison de la nature intrinsèquement multiprocesseur des systèmes d'exploitation des téléphones mobiles, il est très difficile de mesurer la consommation énergétique exacte d'une application donnée. Nous nous appuyons donc sur l'estimation fournie par *Android Profiler* et indiquons le pourcentage de fois où il signale que la consommation énergétique de HandRate est légère (L), moyenne (M) ou élevée (E) ⁵

Les données montrent que l'utilisation des ressources par HandRate est modeste et de l'ordre de celle d'une application courante. L'application n'est pas lourde en termes de calcul, avec une utilisation moyenne du CPU de 12,36 % et une empreinte mémoire moyenne de 155 MB. Information tout aussi cruciale, *Android Profiler* indique que HandRate est presque toujours en mode de consommation d'énergie légère.

Il est important de mentionner que les besoins en mémoire de HandRate peuvent être considérablement réduits en l'implantant comme un service d'arrière-plan, supprimant ainsi tous les objets statiques qui sont chargés avec l'application pour les besoins de l'interface graphique.

3.8 Limites et discussion

Dans cette section, nous discutons de certaines des limites de HandRate et présentons comment elles pourraient être abordées dans le cadre de travaux futurs.

Effet des conditions de santé. Notre évaluation de HandRate a été faite ici sur des volontaires qui sont tous des sujets sains. Il est possible qu'une évaluation plus diversifiée produise des résultats différents, notamment lorsqu'elle s'étend aux personnes souffrant de troubles cardiaques ou de maladies impliquant une perturbation de la vibration des mains. Nous pensons cependant qu'avec des données plus variées, notre réseau de neurones peut apprendre les particularités de ces situations et rester performant, en particulier avec la version personnalisée de HandRate.

5. Malheureusement, *Android Profiler* ne donne pas de chiffres exacts sur la consommation d'énergie, ce qui empêche une analyse plus quantitative.

Diversité de la collecte de données. Dans ce travail, nous avons développé et évalué une preuve de concept de HandRate, montrant sa capacité à fournir une surveillance de la fréquence cardiaque avec des téléphones mobiles portables. Pour cette raison, notre évaluation a ciblé principalement certains des cas d'utilisation les plus fréquents, afin de valider la preuve de concept. Une collecte de données et une évaluation plus diversifiées pourraient être nécessaires avant l'adoption dans la vie réelle. Cette diversité s'étend sur plusieurs dimensions, y compris, mais sans s'y limiter, des tests sur plusieurs types de téléphones avec des capteurs aux caractéristiques différentes, des tests avec différentes postures de l'utilisateur et dans des environnements totalement incontrôlés.

Mouvement de l'utilisateur. Comme HandRate s'appuie sur un accéléromètre pour détecter le BCG de la main, il exige que l'utilisateur soit immobile. En effet, le mouvement de l'utilisateur (en marchant ou dans une voiture par exemple) dominerait largement les faibles signaux du BCG. Actuellement, toutes les solutions fondées sur les unités de mesure inertielles pour la mesure du SCG ou du BCG souffrent de cette limitation, puisqu'il est très difficile de distinguer le faible signal d'intérêt du très fort signal du mouvement.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté HandRate, le premier système utilisant un capteur standard de smartphone, un accéléromètre, pour surveiller la fréquence cardiaque pendant qu'un utilisateur tient son téléphone. HandRate relève les défis spécifiques posés par l'acquisition du signal BCG à partir de la main en introduisant une conception utilisant deux modules – traitement du signal et identification des battements cardiaques – fonctionnant en tandem. Le module de traitement du signal relève le défi de transformer les mesures de l'accéléromètre en un signal unidimensionnel qui ne tient pas compte de la façon dont l'utilisateur tient son téléphone. Le signal résultant sert d'entrée au module d'identification des battements de cœur, qui utilise une conception légère combinant des réseaux de neurones convolutionnels et récurrents pour prédire les battements de cœur. Nous avons implanté HandRate en tant qu'application Android autonome et évalué ses performances en utilisant les données de 18 volontaires. Les résultats montrent que HandRate calcule la fréquence cardiaque avec une précision similaire ou supérieure à celle des systèmes nécessitant des capteurs spéciaux et/ou une participation active de l'utilisateur.

Dans le prochain chapitre, nous étendons l'usage de ce signal BCG mesuré dans la main pour construire un nouveau mécanisme d'authentification biométrique permettant à un utilisateur de déverrouiller son téléphone en le tenant simplement dans sa main.

HOLDPASS : UN SYSTÈME D'AUTHENTIFICATION BIOMÉTRIQUE FONDÉ SUR LES MICRO-VIBRATIONS DE LA MAIN

De plus en plus importants dans nos vies, les smartphones deviennent progressivement la porte d'entrée vers nos vies personnelles et professionnelles. En conséquence, ne donner accès qu'à un utilisateur légitime est un sujet d'une importance capitale, comme l'ont souligné les révélations du projet Pegasus [159]. Les premiers systèmes d'authentification fondés sur des facteurs de connaissance, notamment les mots de passe [160] ou les schémas de déverrouillage graphique [161], sont sensibles aux attaques de type *man-over-the-shoulder* [162] : il suffit qu'un espion observe l'utilisateur légitime en train de saisir les bonnes informations pour qu'il puisse les reproduire et accéder au système.

S'appuyant sur des caractéristiques intrinsèques de la personne, les systèmes biométriques offrent une authentification plus sûre, car ils identifient un utilisateur sur la base de *ce qu'il est* et non plus de *ce qu'il sait*. Parce qu'elles offrent une authentification simple et rapide, la reconnaissance des empreintes digitales [163], du visage [164] et de la voix [165] sont devenues les modalités biométriques les plus courantes sur les téléphones mobiles. Le pourcentage d'utilisateurs y recourant pour s'authentifier augmente rapidement et devrait atteindre les 66 % d'ici 2024 [166]. Toutefois, ces systèmes reposent sur des modalités biométriques explicites, qui sont faciles à observer. Des travaux récents ont montré qu'ils peuvent être contournés en utilisant, par exemple, des masques 3D construits avec quelques photos de l'utilisateur légitime [167], [168], des doigts en latex provenant de son empreinte digitale [169], [170] ou un enregistrement vocal de lui [171]. De plus, avec la démocratisation des technologies d'impression 3D, les attaquants peuvent désormais produire des échantillons biométriques falsifiés plus sophistiqués et très difficiles à détecter.

Pour faire face à ce risque de plus en plus important de contournement de ces systèmes de sécurité, des travaux de recherche ont récemment mis l'accent sur l'utilisation de caractéristiques biométriques plus difficiles à observer, et donc à reproduire, par un attaquant.

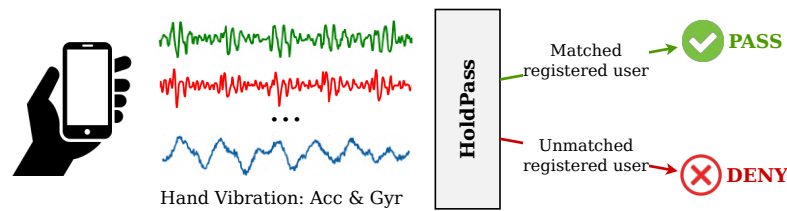


FIGURE 4.1 Vue haut niveau de HoldPass

Ils proposent d'authentifier l'utilisateur sur la base, notamment, du motif d'alignement des dents [29], du son produit lors de leur occlusion [30], du motif des veines de la main [31], du son produit lors de la respiration [172] ou de la réaction du doigt à un signal vibratoire émis par le téléphone [27]. S'appuyant sur une riche littérature montrant, à l'aide de matériel spécialisé, que l'activité cardiaque peut être utilisée pour l'authentification biométrique [108], [112]-[115], [117], [173], d'autres travaux proposent également d'authentifier l'utilisateur sur son smartphone en se fondant sur différentes techniques de suivi de l'activité cardiaque, notamment la Séismocardiographie [53] ou la Photoplestymographie [51]. Bien qu'ils marquent un véritable progrès dans le domaine, ces systèmes présentent des limitations importantes en raison de leur exigence de capteurs spécialisés, des conditions d'utilisation souvent peu appropriées dans nombre de cas significatifs, ou encore de leur faible précision.

Dans ce chapitre, nous présentons HoldPass, un nouveau système d'authentification biométrique fondé sur l'activité cardiaque qui peut reconnaître avec précision un utilisateur alors qu'il tient simplement son téléphone, relâchant ainsi les contraintes des systèmes sus-mentionnés. HoldPass étend HandRate (chapitre 3) en effectuant la mesure du BCG avec à la fois un accéléromètre et un gyroscope – tous deux des capteurs standards de smartphones – et traite les données qu'ils mesurent avec une architecture soigneusement conçue pour permettre une authentification précise et rapide sur smartphone. La figure 4.1 présente une vue haut niveau du scénario d'utilisation de HoldPass.

Pour ce faire, nous réalisons tout d'abord une analyse qualitative approfondie (section 4.1) et une analyse quantitative à grande échelle impliquant la participation de plus de 100 volontaires (section 4.2) et identifions ainsi les opportunités et les défis à relever pour atteindre ce but. Nous construisons ensuite notre système en mettant sur pied un nouveau schéma d'authentification qui relève les défis identifiés (section 4.3), en permettant par la même occasion une authentification précise et en temps réel sur des téléphones du marché. Nous implantons enfin un prototype de HoldPass et en évaluons les performances à l'aide d'une approche multimodale : une étude de cas à grande échelle impliquant 112 volontaires et des études ciblées avec un ensemble plus restreint de volontaires sur une période de plusieurs mois (section 4.6), avant de conclure le chapitre (section 4.8).



FIGURE 4.2 Configuration expérimentale

4.1 Faisabilité de l'authentification fondée sur la BCG dans la main : une analyse qualitative

4.1.1 Sources physiologiques de l'authentification fondée sur la BCG

Si l'activité cardiaque humaine suit toujours les mêmes étapes (voir section 2.1), les signaux mesurés sur différents utilisateurs ne sont pas exactement les mêmes. Au contraire, ils portent des éléments spécifiques propres à la personne considérée. En effet, la taille, la forme et la position du cœur diffèrent légèrement d'une personne à l'autre [54], [108], ouvrant ainsi la voie à des systèmes d'authentification fondés sur l'Electrocardiographie [108], [113], [114], la Phonocardiographie [115], [117], [173], la Séismocardiographie [45], [53] ou la Photoplestymographie [51].

Dans le cas particulier de la balistocardiographie, une étude [174] sur ses causes physiologiques profondes a révélé que ce mouvement du corps est influencé par des gradients de pression sanguine en différents points de l'aorte ascendante et descendante. Par conséquent, en fonction de la physiologie interne d'une personne, le signal BCG présentera des spécificités reflétant ses caractéristiques physiques uniques. Cela explique pourquoi des études antérieures [47], [48], [122] ont pu authentifier les utilisateurs en utilisant le signal BCG.

4.1.2 Une étude de cas

Si le BCG est unique pour chaque personne, il n'est toujours pas certain que le signal de faible qualité mesuré à l'aide d'un smartphone dans la main, organe très éloigné du cœur et sujet à des artefacts de mouvement, puisse servir de base à une authentification biométrique fiable. Dans cette section, nous commençons à faire la lumière sur cette question en menant une étude de cas avec l'aide de deux volontaires.

Scénario de l'expérience. Deux volontaires – volontaire A (homme de 24 ans) et volontaire B (homme de 22 ans) – ayant une fréquence cardiaque similaire (~ 70 bat./mn) sont invités à tenir un téléphone portable, un Samsung Galaxy S8, tout en étant assis, la main posée sur une table pour réduire les artefacts de mouvement. La configuration

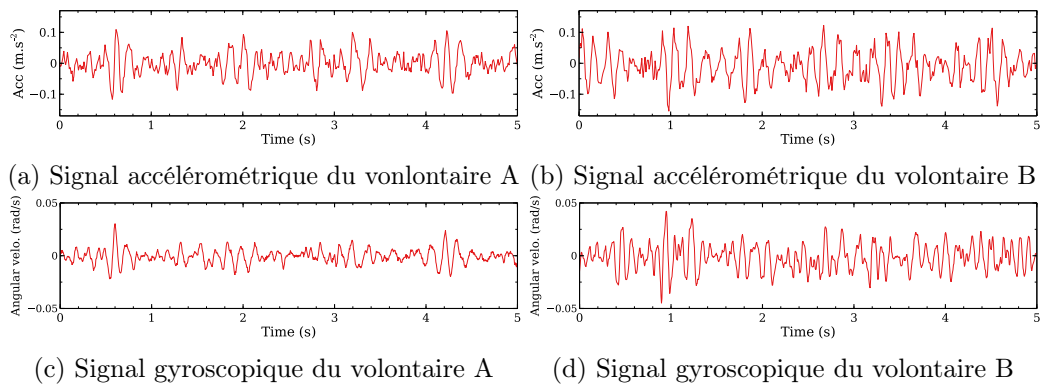


FIGURE 4.3 Signaux d'accéléromètre et de gyroscope de 2 volontaires avec des rythmes cardiaques similaires : 70 bat./mn ($\sim 5,8$ impulsions dans une fenêtre de 5 s)

expérimentale est montrée dans la Figure 4.2. Le téléphone exécute une application qui enregistre les mesures de l'accéléromètre et du gyroscope, sur chacun de leurs trois axes. L'expérience dure 30 secondes.

Analyse des données. La figure 4.3 montre les 5 premières secondes des signaux mesurés pendant l'expérience. Dans un souci de simplicité, seul l'axe ayant la plus grande amplitude est représenté, c'est-à-dire l'axe des x pour l'accélération, et l'axe des y pour la vitesse angulaire. Les données conduisent à deux observations principales, avec des implications quelque peu contradictoires concernant la faisabilité de l'authentification fondée sur le BCG. Tout d'abord, les figures 4.3a et 4.3b montrent que malgré le même nombre de cycles d'activité, les signaux d'accéléromètre des deux volontaires présentent des formes assez différentes. Le signal du volontaire A présente une amplitude plus faible, avec des événements mieux localisés dans le temps, par rapport à ceux du volontaire B dont le signal présente une plus grande variabilité et des pics plus élevés. La même observation s'applique aux signaux du gyroscope illustrés dans les figures 4.3c et 4.3d, ce qui donne du crédit à la possibilité d'une authentification fondée sur le signal BCG.

Cependant, un examen plus approfondi des signaux conduit à une deuxième observation, plus subtile, qui peut néanmoins mettre en doute la mise en œuvre d'un système d'authentification fondé sur cette modalité. Les données montrent que les différents cycles d'un utilisateur ne sont pas parfaitement identiques et ne peuvent pas être parfaitement alignés, c'est-à-dire qu'ils ne peuvent pas être superposés. Certains cycles comportent plus de pics que d'autres, et les hauteurs et emplacements relatifs des pics eux-mêmes sont également variables. Ceci est plus visible dans le cas du signal gyroscopique du volontaire B (Figure 4.3d). Autour de l'instant $t=1$ s, le signal présente un cycle avec une amplitude significativement plus élevée par rapport aux autres cycles, ce qui suggère l'existence d'artefacts de mouvement, auxquels la main est particulièrement sujette comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent (section 3.6.3). Puisque les systèmes d'authentification reposent généralement sur la comparaison du signal d'entrée avec une signature pré-enregistrée, l'in-

TABLEAU 4.1 Jeux de données créés et utilisés dans cette étude. Disponibles publiquement sous la forme d’un dépôt anonyme en ligne [175]

	#utili- sateurs	Ages	#sess par utilisateur	Longueur de session	Téléphone	Acc. Fs	Gyr. Fs
Dataset A	112	20–60	10	30 s	Samsung S8	100 Hz	500 Hz
Dataset B	105	20–32	1	30 s	Google Pixel	50 Hz	400 Hz

2

capacité à aligner des cycles consécutifs du même signal soulève des questions importantes quant à la faisabilité de l’authentification fondée sur le BCG mesuré dans ces conditions.

Résumé. L’étude de cas donne une image mitigée de l’authentification fondée sur le BCG acquis avec un smartphone dans la main. Les données montrent des différences notables dans les signaux BCG de deux individus ayant des fréquences cardiaques similaires, ce qui suggère qu’elles peuvent être utilisées comme caractéristiques biométriques. Dans le même temps, les différences observées entre les cycles de signaux consécutifs d’un même utilisateur peuvent compromettre la fonctionnalité de base d’un système d’authentification.

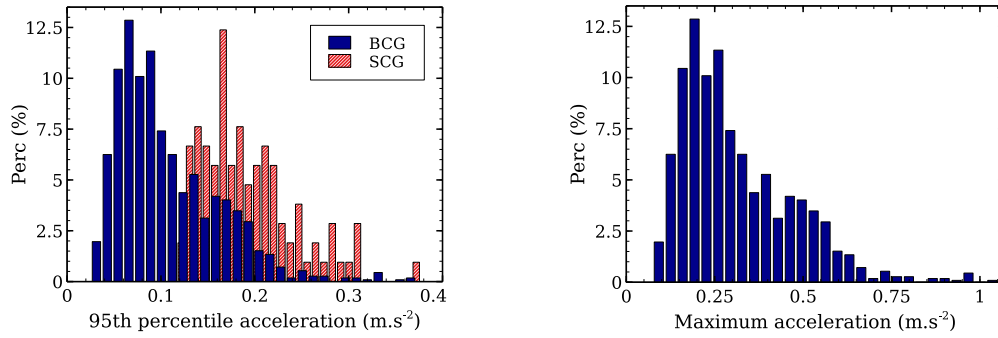
Dans la section suivante, nous réalisons une étude quantitative afin de déterminer si ces observations sont valables pour une large population.

4.2 Faisabilité de l’authentification fondée sur la BCG dans la main : une analyse quantitative

4.2.1 Construction d’un jeu de données à grande échelle et en libre accès

Nous avons réalisé deux campagnes de collecte de données à grande échelle avec 217 volontaires différents et impliquant un total de 1225 sessions de mesure. Tous les participants sont des étudiants ou des enseignants en bonne santé, sans aucune expérience préalable avec l’authentification biométrique fondée sur l’activité cardiaque. Pendant les campagnes de collecte de données, chaque volontaire est invité à tenir le téléphone en main comme il le ferait naturellement, en suivant la configuration décrite dans la figure 4.2 (section 3.2.2). Les instructions sont données en personne par un membre de notre équipe qui vérifie également que les expériences sont réalisées selon le protocole défini. Chaque session dure 30 s pendant laquelle notre application enregistre et sauvegarde les mesures des capteurs dans un fichier contenant l’identifiant anonyme attribué à l’utilisateur, par exemple USERA001. Bien que notre travail repose uniquement sur les données de l’accéléromètre et du gyroscope, notre application enregistre également les relevés d’autres capteurs qui peuvent être utilisés à d’autres fins de recherche.

La première campagne de mesure vise à créer un jeu de données, le jeu de données A, afin de réaliser une analyse quantitative de la faisabilité de l’authentification fondée sur le BCG acquis avec un smartphone dans la main et de permettre une évaluation



(a) Distribution empirique du 95ème percentile de l'amplitude (b) Distribution empirique du maximum de l'amplitude

FIGURE 4.4 Statistiques sur l'ensemble de données A. Données recueillies auprès de 112 participants, âgés de 20 à 60 ans, dont 19 femmes et 93 hommes

robuste des performances. Par conséquent, nous effectuons dix sessions de mesure par utilisateur, chacune d'elles durant 30 s. Une pause est effectuée entre deux sessions de mesure consécutives, permettant à l'utilisateur de poser son téléphone avant de reprendre. Cela permet de s'assurer que les différentes sessions de mesure représentent aussi fidèlement que possible différentes tentatives de déverrouillage du téléphone. La campagne concerne 112 utilisateurs âgés de 20 à 60 ans, dont 19 femmes et 93 hommes.

La deuxième campagne de mesure vise à créer un jeu de données plus léger, le jeu de données B, pour guider la conception de notre solution. Par conséquent, nous effectuons une seule session de 30 s par utilisateur. Cette campagne concerne 105 utilisateurs âgés de 20 à 32 ans, dont 25 femmes et 80 hommes.

Le tableau 4.1 résume les caractéristiques des deux jeux de données en termes de conditions de mesure, de téléphones, de caractéristiques des capteurs et de quantité de données dans chacun des jeux de données. Ces données sont mises à disposition pour de futurs travaux de recherche par le biais d'un dépôt anonyme en ligne [175]. Le dépôt comprend les données brutes ainsi que des méta-données fournissant des informations pour faciliter leur exploitation par la communauté.

4.2.2 Évaluation de la qualité du signal

Dans cette section, nous effectuons une analyse de la qualité du signal BCG sur la base du jeu de données le plus grand et le plus diversifié, c'est à dire le jeu de données A (section 4.2.1). Nous effectuons une évaluation de la qualité en étudiant tout d'abord l'amplitude du signal et analysons ensuite à quel point leurs différents cycles peuvent être alignés ou superposés dans la section 4.2.3.

Comme avec HandRate (section 3.6.3), une analyse de l'amplitude du signal sur ce vaste jeu de données révèle deux attributs majeurs :

Des signaux très faibles. La figure 4.4a montre la distribution empirique du 95ème

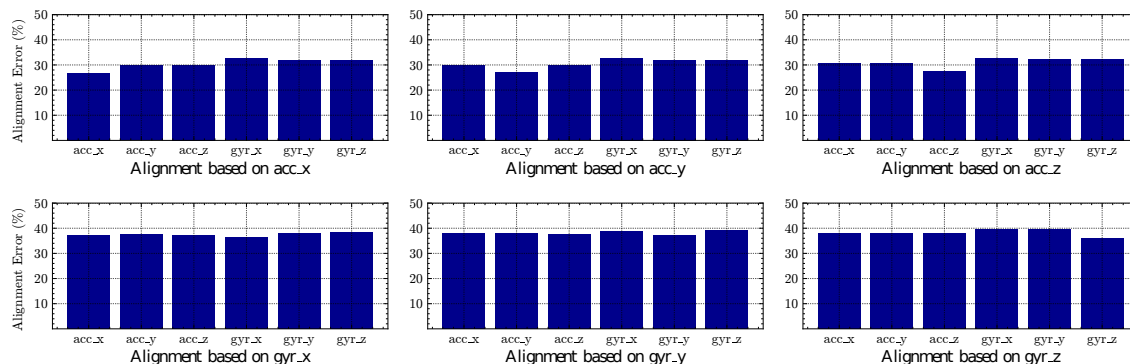


FIGURE 4.5 Erreur d'alignement du signal. En raison de leur faible qualité, les cycles des signaux BCG dans la main ne peuvent être alignés de manière fiable.

percentile des valeurs d'amplitude de l'accélération de chaque session de mesure dans le jeu de données A. Pour mettre les choses en contexte, nous ajoutons les signaux du Séismocardiogramme (SCG) obtenus avec le téléphone sur la poitrine de 55 autres volontaires. Les données montrent que, bien qu'il existe une variation significative, l'amplitude du signal est généralement faible, avec une moyenne de $0,12 \text{ m s}^{-2}$. Ceci est nettement plus faible que pour les signaux SCG, qui présentent une valeur de $0,19 \text{ m s}^{-2}$ pour la même statistique.

Artéfacts de mouvement. La figure 4.4b représente la distribution des valeurs d'amplitude d'accélération maximale prises sur chaque session de mesure dans le jeu de données A. Les données montrent que la valeur moyenne est de $0,31 \text{ m s}^{-2}$, presque trois fois plus élevée que celle de la distribution du 95ème percentile, ce qui suggère fortement que ces mesures d'accéléromètre sont dues à des artéfacts de mouvement.

Cette observation est conforme à l'intuition selon laquelle le fait de tenir un téléphone en main entraîne inévitablement un niveau élevé d'artéfacts de mouvement. Ce résultat, ainsi que la faiblesse du signal, met en évidence les défis auxquels est confrontée l'authentification fondée sur la BCG dans la main.

4.2.3 Alignabilité du signal

Le *framework* général pour les systèmes d'authentification consiste à calculer un représentant de l'entrée et, au moment de l'authentification, à le comparer au signal mesuré. Pour les signaux temporels, une approche naturelle pour sélectionner ce représentant est d'extraire un patron du signal, qui est typiquement un cycle ou une séquence de cycles [52], [53]. Lors de l'authentification, la comparaison est effectuée à l'aide de mesures ou de caractéristiques sensibles à l'alignement, telles que la DTW (pour *Dynamic Time Warping* en anglais) ou la transformée en ondelettes discrètes (DWT pour *Discrete Wavelet Transform* en anglais). Cependant, l'étude de cas de la section 4.1.2 a soulevé des doutes quant à la possibilité d'appliquer une telle approche au signal BCG acquis dans la main. Dans cette section, nous utilisons le jeu de données A pour effectuer une analyse quantitative de cette question qui

a des implications importantes pour la conception d'un système d'authentification.

Méthodologie : Notre analyse d'alignabilité est effectuée sur chacune des sessions de mesure indépendamment et suit une procédure en trois étapes. Tout d'abord, pour chaque signal, un axe est sélectionné comme étant l'axe sur lequel l'alignement est effectué – l'*axe d'alignement*. Nous calculons la corrélation croisée entre l'axe d'alignement et un patron de longueur fixe centré à son amplitude maximale. Ensuite, les données sont divisées en fonction de l'emplacement des pics dans le signal de corrélation obtenu. Une contrainte d'espacement minimal de 0,6 s est appliquée entre les pics sélectionnés car nous considérons des fréquences cardiaques d'au plus 100 bat./mn (battements par minute). Enfin, nous évaluons les alignements de signaux sur la base des emplacements des pics dans les segments (censés correspondre aux cycles) de signaux obtenus.

Notre intuition est que, pour une session de mesure donnée, un alignement parfait conduirait à ce que les pics maximums de tous les segments de signal soient cohérents, c'est-à-dire apparaissent au même endroit dans le temps - et cela devrait se produire pour chacun des axes, indépendamment. A titre d'illustration, cela signifie que les pics de l'axe x de l'accéléromètre dans tous les segments de signal doivent toujours apparaître à l'instant T_x ms, ceux de l'axe y à l'instant T_y ms, etc. avec T_x et T_y n'étant pas nécessairement égaux. Pour quantifier l'écart par rapport à un alignement parfait, nous introduisons une nouvelle métrique, l'erreur d'alignement du cycle (**CAE** pour *Cycle Alignment Error* en anglais). Nous définissons le CAE de plusieurs segments de signal le long d'un axe comme l'écart type des emplacements de l'amplitude maximale sur tous les segments de signal. Formellement :

Définition 1 (*Cycle Alignment Error*)

$$CAE(Slices, axis) = T_s \times \text{Std}_{s \in Slices} \left\{ \operatorname{argmax}_{0 \leq k < \text{length}(s)} |s_k^{axis}| \right\},$$

où s_k^{axis} désigne la k ème valeur sur l'axe $axis$ dans le segment de signal s , et T_s , la période d'échantillonnage du signal.

Nous calculons le CAE des 6 axes du signal pour chaque session de mesure de l'ensemble de données. Nous faisons varier l'*axe d'alignement* et la longueur du patron de 0,2s à 1 s par pas de 50 ms, en conservant la valeur conduisant à la CAE minimale ¹

Analyse des données : La figure 4.5 montre le CAE normalisé, obtenu en faisant la moyenne sur toutes les sessions de mesure de l'ensemble de données. Les résultats sont normalisés par rapport à la durée d'un cycle cardiaque d'un sujet dont la fréquence cardiaque médiane est de 80 bat./mn (0,75 ms). Ces données conduisent à deux observations principales. Tout d'abord, nous observons que l'erreur d'alignement est globalement extrêmement élevée, avec une moyenne de 34,29 % (écart-type : 8,6 %). La deuxième observation est que, lorsque l'on découpe le signal en fonction d'un *axe d'alignement* donné, le CAE est plus faible

1. L'erreur la plus faible est obtenue avec une largeur de patron de 0,70 s.

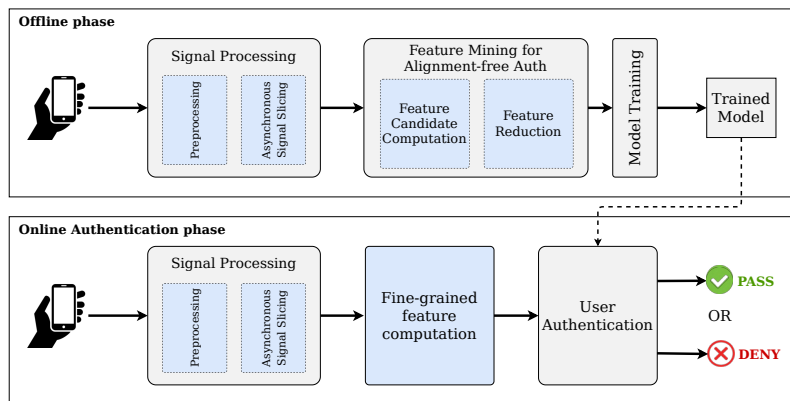


FIGURE 4.6 Architecture du système HoldPass

le long de cet axe mais pas nécessairement sur les autres axes. Au contraire, les données montrent que l'optimisation de l'alignement le long d'un axe a tendance à avoir l'effet inverse sur les autres, ce qui montre la difficulté de concevoir un découpage du signal qui fonctionne pour tous les axes. De plus, le CAE sur l'axe d'alignement est encore très élevé, avec une moyenne de 31,81 %.

Pour replacer les données de la Figure 4.5 dans leur contexte, nous avons effectué la même analyse sur les signaux SCG recueillis avec le téléphone placé sur la poitrine. Nous avons effectué un total de 220 sessions de mesure avec 55 volontaires, 4 sessions par utilisateur, en utilisant une configuration similaire à celle de [53]. En se concentrant sur l'axe y de l'accéléromètre, l'axe d'intérêt pour les signaux SCG, notre analyse révèle un CAE moyen de 12,59 %. Ceci représente moins de la moitié de la valeur calculée dans la figure 4.5, soulignant le défi posé par les signaux BCG acquis dans la main.

Implication : L'erreur d'alignement élevée mise en lumière par notre analyse rend les approches courantes d'authentification fondées sur l'alignement inadaptées à notre cas d'étude, car elles sont par conception très sensibles au mauvais alignement. Un nouveau défi apparaît donc : concevoir une approche d'authentification sans alignement. Dans la section 4.3, nous présentons HoldPass, un nouveau schéma d'authentification qui relève ce défi.

4.3 Aperçu du système HoldPass

La figure 4.6 montre une vue de haut niveau de HoldPass, un système qui peut authentifier sur la base des signaux BCG de la main à partir de n'importe quel point arbitraire dans le temps, ce qui relâche l'exigence d'alignement des signaux. Il est composé de deux étapes distinctes : l'entraînement hors ligne du modèle et l'authentification en ligne.

1. **Entraînement hors ligne du modèle :** Etape la plus importante de HoldPass, elle vise à entraîner un modèle spécifique à l'utilisateur, qui sera utilisé lors de l'étape

d'authentification en ligne. Il comprend une procédure de traitement du signal et une nouvelle approche pour permettre une authentification sans alignement. L'objectif de l'étape de traitement du signal (section 4.4) est a) de supprimer toutes les caractéristiques spécifiques au matériel, et b) d'effectuer un découpage asynchrone du signal, ouvrant ainsi la voie à une authentification sans alignement. L'approche de HoldPass pour l'authentification sans alignement (section 4.5) introduit l'idée selon laquelle les utilisateurs peuvent être distingués sur la base d'autres caractéristiques qui ne dépendent pas nécessairement de l'instant où les différents événements se produisent dans le temps (alignement) mais qui reflètent néanmoins les caractéristiques intrinsèques de leur signal BCG. Comme nous ne savons pas *a priori* les caractéristiques qui peuvent capturer avec précision l'identité d'un utilisateur, nous calculons de multiples caractéristiques candidates dans la section 4.5.1 que nous réduisons et affinons par le biais d'un algorithme de combinaison d'importance des caractéristiques dans la section 4.5.3. Avec les caractéristiques pertinentes identifiées, nous entraînons un modèle léger qui peut distinguer avec précision les données de l'utilisateur légitime de celles d'un usurpateur.

2. **Authentification en ligne** : HoldPass calcule les caractéristiques pertinentes réduites et déduit l'identité de l'utilisateur en utilisant le modèle entraîné dans la phase hors ligne précédente.

Dans ce qui suit, nous décrivons en détail chaque élément de HoldPass.

4.4 Traitement du signal

4.4.1 Prétraitement

La première étape du pipeline de traitement de HoldPass est un module de prétraitement, dont le rôle est de supprimer toutes les caractéristiques spécifiques au matériel du signal et d'en produire une version sans bruit. Il se compose de deux phases principales : *rééchantillonnage* et *débruitage*.

1) **Rééchantillonnage**. Comme les différents téléphones ont des IMU avec des fréquences d'échantillonnage différentes, le signal d'entrée – les 6 axes, y compris l'accélération et la vitesse angulaire de rotation – est rééchantillonné à une fréquence d'échantillonnage fixe. Cela permet à HoldPass de fonctionner sur n'importe quel téléphone mobile du marché sans modification. Pour rééchantillonner le signal, nous utilisons une interpolation linéaire avec un pas temporel fixe. Il a pour effet soit de sous-échantillonner les signaux, si leur fréquence d'échantillonnage originale est supérieure à la fréquence d'échantillonnage cible choisie (comme c'est généralement le cas avec les mesures du gyroscope), soit de les suréchantillonner dans le cas d'une fréquence d'échantillonnage originale inférieure. Dans notre implantation, nous utilisons $F_s = 200$ Hz comme valeur par défaut de la fréquence d'échantillonnage cible et évaluons l'effet de ce paramètre dans la section 4.6.8.

2) **Débruitage**. L'objectif de l'étape de débruitage est de supprimer les signaux

parasites qui s'ajoutent au signal BCG de base. Ces signaux comprennent le bruit matériel à haute fréquence et le bruit à basse fréquence dû à la respiration de l'utilisateur et à la dérive linéaire de la base du signal. Comme les fréquences respiratoires typiques sont inférieures à 30 bat./mn (0,5 Hz) [17], [176] et que le bruit des capteurs de mouvement des smartphones est généralement supérieur à 30 Hz [62], [177], nous appliquons un filtre passe-bande avec des fréquences de coupure de 0,5 Hz et 30 Hz. Notons que cette étape permet également de centrer le signal en supprimant sa moyenne, qui est une composante de fréquence nulle.

4.4.2 Découpage asynchrone du signal

Face à un signal avec une erreur d'alignement CAE très élevée (section 4.2.3), HoldPass doit relever le défi de l'authentification sans alignement. La solution commence par une approche de découpage asynchrone du signal. Plus précisément, nous divisons les signaux en segments qui sont indépendants de tout point de début et de fin dans le temps. Cette approche consiste, au moment de l'authentification en ligne, en l'utilisation des données dès qu'elles sont disponibles, sans devoir les synchroniser ou les aligner sur un quelconque événement cardiaque. Au lieu de cela, le traitement commence dès que les données collectées atteignent une durée donnée, que nous désignons par T_{Slice} .

Bien que perdant certaines informations, le découpage asynchrone présente deux avantages principaux. Tout d'abord, il conduit à un temps de réponse faible, constant et prévisible, du système. Les schémas fondés sur l'alignement doivent travailler avec des segments de signal correspondant à des événements spécifiques, par exemple un cycle commençant à la même phase ATC du cycle cardiaque [53]. Par conséquent, dans la pratique, le système doit attendre que cet événement particulier se produise avant de pouvoir commencer à enregistrer le signal d'entrée à traiter. Dans le pire des cas, le temps d'attente forcé peut être presque un cycle complet, soit jusqu'à 1,3 s pour des fréquences cardiaques basses de l'ordre de 45 bat./mn. Au contraire, le schéma d'authentification non fondé sur l'alignement introduit par HoldPass nous permet d'éviter que ce délai inutile ne s'ajoute au temps de réponse du système.

Le deuxième avantage est qu'il permet une meilleure utilisation des données pendant le développement du système. Comme le découpage ne dépend plus des limites spécifiques fixées par des événements, nous pouvons diviser les données à l'aide d'une fenêtre glissante – une stratégie d'augmentation des données pour les étapes de traitement suivantes. Avec plus de données, il est possible d'apprendre une relation plus précise et plus robuste entre les signaux BCG et l'utilisateur correspondant, ce qui conduit à un meilleur système d'authentification. Nous notons T_{Slice} et T_{Stride} la longueur de chaque segment de signal et le pas de la fenêtre glissante, respectivement. Dans cette étude, nous avons fixé les valeurs par défaut de ces paramètres à $T_{Stride} = 50$ ms et $T_{Slice} = 1,5$ s, de manière à contenir au moins un cycle complet même pour des fréquences cardiaques faibles de l'ordre de

45 bat./mn. Nous évaluons la sensibilité de notre approche par rapport à ces paramètres dans la section 4.6.8.

4.5 Exploration de caractéristiques pour l'authentification sans alignement

Comme l'approche courante d'authentification fondée sur l'alignement n'est pas applicable aux signaux BCG acquis avec un smartphone dans la main (voir section 4.2.3), HoldPass doit mettre sur pied une nouvelle approche. Elle part de l'idée que les caractéristiques intrinsèques qui permettent de distinguer un utilisateur ne dépendent pas uniquement de l'endroit où différents événements apparaissent dans le temps, c'est-à-dire de l'alignement, mais qu'elles peuvent également être trouvées dans d'autres domaines de caractéristiques. Par exemple, deux utilisateurs peuvent être distingués en raison du niveau d'amplitude des vibrations de leurs mains, ou en raison de la corrélation entre les différents axes des signaux de chaque utilisateur.

La mise en œuvre de cette idée soulève toutefois deux défis importants. Tout d'abord, nous devons identifier les éléments qui peuvent caractériser de manière unique un utilisateur. Deuxièmement, en raison des ressources informatiques limitées des téléphones mobiles du marché, HoldPass doit trouver un compromis entre les performances et la complexité du calcul.

Une approche possible pour relever ces défis serait de calculer des caractéristiques en se fondant sur des connaissances existantes approfondies sur la nature du signal et ses sources physiologiques. Par exemple, *Cardiac Scan* [52] propose de calculer un nombre spécifique de caractéristiques capturant les différences de temps entre les événements du cycle cardiaque lorsqu'il s'agit d'une authentification utilisant les signaux radio réfléchis par la cage thoracique. Cette technique est largement adoptée pour l'authentification utilisant des séquences d'ECG, qui présentent des étapes et des points de repère bien connus : [43], [110], [111], [114]. Cependant, dans le cas particulier des signaux BCG mesurés dans la main, il n'existe pas de connaissances préalables établies sur la forme et les points de repère de ces signaux. De plus, ces approches sont fondées sur l'intuition, sans garantie que les caractéristiques sélectionnées soient les meilleures pour l'authentification.

Avec HoldPass, en revanche, nous adoptons une approche progressive et pilotée par les données. Nous commençons par calculer de multiples caractéristiques candidates et entraînons un classifieur pour prédire l'utilisateur sur la base des caractéristiques calculées (section 4.5.1). Nous nous appuyons ensuite sur ces éléments pour résoudre le compromis précision-complexité informatique en exploitant la relation apprise par le classifieur et en appliquant une rétro-ingénierie minutieuse (section 4.5.3).

4.5.1 Apprentissage à partir de multiples caractéristiques

Caractéristiques candidates

Pour augmenter les chances d'identifier un maximum de caractéristiques pertinentes, nous calculons plusieurs caractéristiques provenant de différents domaines de représentation² :

- **Caractéristiques spectrales** : Nous calculons la transformée de Fourier du signal et conservons les coefficients résultants pour toutes les fréquences. Nous les agrégeons également en prenant leur moyenne, leur médiane, leur variance et leur écart-type. Pour avoir une autre vision de ces composantes spectrales, nous calculons également l'entropie de la densité spectrale de puissance ;
- **Caractéristiques de distribution et de moments** : Il s'agit de la médiane, de la variance, de l'écart-type, de l'asymétrie, de l'aplatissement, du minimum, du maximum, de la moyenne quadratique et des différents quantiles. Nous incluons également le nombre et le pourcentage de valeurs supérieures ou inférieures à des seuils donnés (moyenne, médiane et seuils statiques), ainsi que le rapport entre l'écart-type et l'étendue des valeurs observées (max - min) ;
- **Caractéristiques de complexité et d'énergie** : Nous calculons l'amplitude maximale du signal, son énergie totale, la somme de ses variations et la somme des valeurs absolues de ses variations. Nous ajoutons également le nombre de pics et de vallées dans le signal et la prééminence de chacun d'eux ;
- **Prédictivité et caractéristiques de tendance** : Cela comprend l'entropie approximative du signal, son entropie fractionnée et son entropie de permutation [178]. Nous ajoutons à ces caractéristiques la valeur p, la valeur r, l'ordonnée à l'origine, la pente et l'erreur standard d'un modèle de régression linéaire ajusté, ainsi que la corrélation de Benford du signal et sa valeur statistique c3 ;
- **Caractéristiques de variation propres à un axe** : Il s'agit des coefficients d'autocorrélation de chaque axe et de leurs statistiques agrégées : moyenne, variance, écart type, médiane. Nous calculons également les coefficients autorégressifs et les moyennes des dérivées de premier et second ordre du signal.
- **Caractéristiques de variation entre axes** : Différentes des autres caractéristiques qui sont calculées pour chaque axe indépendamment³, nous calculons également des caractéristiques qui capturent la façon dont les différents axes varient les uns par rapport aux autres. Pour cela, nous calculons la corrélation entre chaque paire de signaux d'accéléromètre d'une part, et de signaux de gyroscope d'autre part.

2. Nous utilisons la librairie *tsfresh* [178] pour extraire ces caractéristiques

3. Voir [178] pour une liste exhaustive de celles-ci

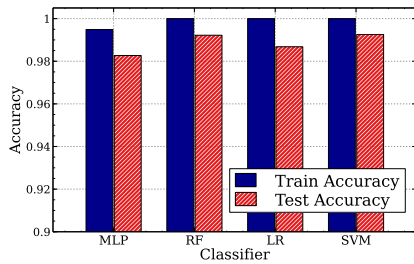


FIGURE 4.7 Précision de l'authentification avec toutes les caractéristiques

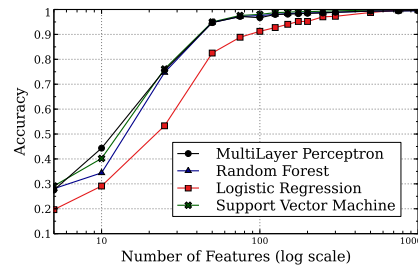


FIGURE 4.8 L'exactitude de l'authentification avec des fonctionnalités réduites

Notons que pour les calculs qui renvoient une liste de valeurs, par exemple la transformée de Fourier, nous considérons chaque élément de la liste comme une caractéristique différente et nous les regroupons toutes avec les autres caractéristiques pour former le vecteur de caractéristiques extrait du signal. Par conséquent, un total de 5 322 caractéristiques sont calculées pour chaque segment de signal.

4.5.2 Entraînement du modèle général

Méthodologie. Notre premier objectif est d'observer si différents utilisateurs peuvent être distingués sur la base des caractéristiques candidates calculées dans la section précédente. À cette fin, nous entraînons différents classifieurs dont le but est de prédire l'utilisateur avec ces caractéristiques en entrée. Nous utilisons l'ensemble de données B comprenant 105 utilisateurs (section 4.2.1) et nous pré-traitions et découpons les données comme décrit dans les sections 4.4. Avec 29 s de données⁴ nous obtenons 551 segments de signal par utilisateur. Après avoir calculé les caractéristiques décrites ci-dessus, nous obtenons un ensemble de données total de 57855 échantillons \times 5322 caractéristiques. Nous avons divisé les données de manière aléatoire en deux sous-ensembles, avec 70 % et 30 % des données pour les ensembles d'apprentissage et de test, respectivement.

Nous entraînons et comparons les résultats obtenus par quatre classifieurs différents : Random Forest (RF), Perceptron multicouche (MLP), régression logistique (LR) et machine à vecteur de support (SVM). Avant d'entraîner les classifieurs sur les données, nous mettons à l'échelle chaque caractéristique en soustrayant sa moyenne et en la divisant par son écart-type, ce qui accélère l'apprentissage et améliore les résultats, Afin d'éviter le surapprentissage et de trouver les modèles qui donnent les meilleures performances, nous faisons varier les valeurs des paramètres de chacun de ces classifieurs et les optimisons en appliquant une validation croisée à cinq reprises avec une procédure standard de recherche sur grille [179]. Les paramètres modifiés sont :

- le nombre d'arbres, la profondeur maximale, le nombre de caractéristiques considérées pour chaque division au niveau d'un nœud et le critère de décision pour le classifieur

4. Nous excluons la première seconde pendant laquelle le signal mesuré est parfois anormalement élevé parce que la main de l'utilisateur n'est pas encore assez stable

RF ;

- le nombre de couches et le nombre de neurones par couche ainsi que l'activation et le paramètre de régularisation pour le MLP ;
- le paramètre de régularisation pour le LR ;
- le paramètre de régularisation et le noyau utilisé pour le classifieur SVM.

A la fin de cette procédure de validation croisée, nous gardons, pour chaque type de classifieur, le modèle qui conduit à la meilleure performance sur l'ensemble d'apprentissage, et l'évaluons sur l'ensemble de test.

Résultats. La figure 4.7 montre les résultats obtenus avec les différents classifieurs en termes de précision sur les ensembles d'apprentissage et de test. Indépendamment du classifieur utilisé, les utilisateurs sont presque parfaitement identifiés sur la base des caractéristiques calculées – avec une précision proche de 100 % à la fois sur les ensembles d'apprentissage et de test. La précision minimale observée est de 98,27 % (obtenue par le classifieur MLP sur l'ensemble de test). De même, le *F-Score* est toujours très élevé (minimum de 98,2 %), ce qui montre une bonne capacité d'authentification sur ce grand ensemble de données.

Résumé. Les données suggèrent que les utilisateurs peuvent être distingués avec précision en utilisant ces caractéristiques calculées sur la base de ces signaux BCG. Néanmoins, comme le nombre de caractéristiques calculées est élevé – 5 322 pour chaque segment de signal de 1,5 s – le temps nécessaire pour les calculer est également élevé. Une implémentation parallélisée (*multi-threadée*) de ce calcul prend en moyenne 0,83 s sur un ordinateur Dell Latitude 5480 récent doté d'un processeur à 16 threads et de 16 Go de mémoire. L'utilisation de toutes ces caractéristiques entraînerait un temps de réponse très élevé du système, notamment sur les téléphones mobiles du marché, avec leurs capacités de calcul plus limitées.

Dans la section 4.5.3, nous présentons comment HoldPass réduit la complexité de calcul en réduisant l'espace des caractéristiques tout en maintenant une bonne précision.

4.5.3 Réduction des caractéristiques

Réduire les dimensions des caractéristiques sans sacrifier les performances d'authentification sert deux objectifs principaux. Premièrement, cela permet un calcul rapide des caractéristiques au moment de l'authentification et conduit à un modèle moins complexe qui peut être exécuté rapidement sur un téléphone mobile standard. Deuxièmement, elle améliore la capacité de généralisation du système qui peut alors être entraîné sur une quantité raisonnable de données, évitant ainsi le fléau de la dimension⁵ [180].

Pour résoudre le compromis complexité de calcul/précision, nous introduisons une

5. Plus le nombre de dimensions des caractéristiques d'entrée d'un classifieur est élevé, plus les données semblent éparpillées dans l'espace formé, et plus il faut d'exemple d'apprentissage pour qu'il apprenne de façon robuste.

Algorithm 1: Feature Reduction

```

1 ReduceFeatures (Features, RF)
   Input: Features : A set of feature candidates
           RF : A trained RF model using Features
   Output: FD : Subset of most relevant feature domains
2   Set T to the set of trees in RF
3   Set M to the size of the training set
4   foreach  $f \in \text{Features}$  do
5     | Compute importance of  $f$  Using Equation 4.1;
6   end
7   Group features by domains :  $FD = \text{group}(\text{Features})$ ;
8   foreach  $d \in FD$  do
9     | Compute the grouped importance of  $d$  as  $GFI(d) = \sum_{f \in d} MDI(f)$ ;
10  end
11  Sort  $FD$  in descending order of  $GFI$  :  $FD = \text{sort}_{GFI}(FD)$ ;
12  Select the  $K$  most important domains that lead to a good accuracy :
      $FD = FD[1 : K]$ ;
13  return  $FD$ ;

```

approche qui exploite la relation apprise par le classifieur à l'étape précédente (section 4.5.1) et y appliquons une approche de rétro-ingénierie pour trouver les caractéristiques ayant le plus d'impact sur la décision. Plus précisément, nous effectuons une inspection du modèle et étudions les différents paramètres appris par le classifieur pour faire ses prédictions.

4.5.4 Importance des caractéristiques groupées

Bien qu'elle puisse être appliquée à tous les classifieurs entraînés dans la section 4.5.2, nous appliquons cette méthode uniquement sur le classifieur Random Forest (RF). La raison en est que son fonctionnement interne, facile à comprendre, se prête à une meilleure rétro-ingénierie. Nous évaluons les autres modèles sur les caractéristiques sélectionnées avec RF dans la section 4.5.5.

Notre approche utilisant le classifieur RF, résumée dans l'algorithme 1, est la suivante. Dans la première étape (lignes 4-6), nous calculons l'importance de chaque caractéristique individuelle dans l'ensemble des caractéristiques candidates. Plus précisément, pour chaque caractéristique, nous calculons son importance en termes de diminution moyenne de l'impureté (MDI pour *Mean Decrease Impurity* en anglais) [181] causée par cette caractéristique pendant l'entraînement du modèle RF. Si on note par N_f^t l'ensemble des nœuds de l'arbre t qui effectuent un partitionnement des données en se fondant entre autres sur la caractéristique f , par $M(n)$ le nombre d'échantillons atteignant le nœud n , par M le nombre total d'échantillons dans l'ensemble d'apprentissage et par T l'ensemble des arbres dans le RF,

alors :

$$MDI(f) = \frac{1}{M} \frac{1}{|T|} \sum_{t \in T} \sum_{n \in N_f^t} M(n) \times DI(n) \quad (4.1)$$

Dans cette équation, $DI(n)$ représente la diminution de l'impureté lors du partitionnement des données au niveau du nœud n , calculée comme la différence entre l'impureté des données atteignant le nœud n et la somme des impuretés au niveau de ses nœuds fils.

L'impureté d'un ensemble de données quantifie le degré d'homogénéité de ces données en termes de classes d'appartenance, et peut être calculée en tant que variance, entropie ou impureté de gini [182]. Un ensemble ne contenant que des échantillons d'une même classe aura donc une impureté nulle alors qu'un autre avec des données de plusieurs classes en aura une plus élevée. Dans notre implantation, nous utilisons l'impureté de gini

$$I(n) = \sum_{i=1}^K f_k(1 - f_k) \quad (4.2)$$

qui est le critère par défaut dans la librairie *Scikit Learn* [179] que nous utilisons. Dans cette dernière équation, f_k représente la fréquence de la classe k dans le jeu de données, et K le nombre total de classes dans les données arrivant au nœud n .

La *MDI* quantifie donc l'intuition selon laquelle les caractéristiques qui partitionnent les données plus efficacement (en termes d'impureté) sont plus cruciales pour la décision de classification que les autres. En outre, elle tient compte du fait que les caractéristiques intervenant à une plus faible profondeur, plus près de la racine de l'arbre, ou qui sont utilisées à plusieurs nœuds et dans plusieurs arbres différents sont plus importantes que les autres.

Dans la deuxième étape de l'algorithme (lignes 7-10), les caractéristiques calculées sont agrégées par domaines. Afin de trouver un bon compromis entre précision et complexité, l'algorithme procède à l'identification des meilleurs domaines de caractéristiques au lieu de caractéristiques individuelles. Par exemple, en considérant le domaine des coefficients de Fourier, même si seule une moitié joue un rôle important dans la décision de classification, l'algorithme conserve l'ensemble. Ces calculs étant atomiques, c'est-à-dire qu'ils renvoient toutes les caractéristiques en une seule opération, le fait de conserver la moitié la moins importante n'a pas d'impact sur la complexité du calcul, mais contribue néanmoins à la précision. Nous approchons l'importance groupée $GFI(d)$ d'un domaine de caractéristiques d , comme la somme des importances de toutes les caractéristiques dans le domaine,

$$GFI(d) = \sum_{f \in d} MDI(f)$$

Enfin, les domaines de caractéristiques sont triés par ordre décroissant de leur contribution et, par validation croisée sur l'ensemble d'entraînement, nous sélectionnons le

TABLEAU 4.2 Les 10 domaines de caractéristiques les plus importants

#	Domain	Imp. (%)	#	Domain	Imp. (%)
1	Quantiles des variations	20.94	6	Tendance linéaire	5.95
2	Corrélation Gyr.	13.86	7	Coeffs. autoregressifs	3.91
3	Corrélation Acc.	13.21	8	Entropie de permutation	2.89
4	Coefficients de Fourier	10.56	9	Entropie approximée	2.45
5	Autocorrélation	6.47	10	Complexité	1.77

sous-ensemble minimal d'entre eux qui conduit à la meilleure précision (lignes 11-12). Le tableau 4.2 présente les 10 domaines de caractéristiques les plus importants identifiés par notre algorithme, ainsi que leurs importances respectives en pourcentage de leur total.

4.5.5 Résultats avec un sous-ensemble réduit de caractéristiques

Pour illustrer l'efficacité de l'approche de sélection des caractéristiques, nous entraînons et testons différents classifieurs en utilisant le résultat de notre algorithme. Plus précisément, nous sélectionnons les caractéristiques les plus pertinentes et entraînons différents classifieurs en utilisant uniquement ces caractéristiques. Nous utilisons les mêmes classifieurs et appliquons la même procédure que dans la section 4.5.2, tout en faisant varier le nombre des meilleures caractéristiques sélectionnées. La figure 4.8 montre la précision sur l'ensemble de test en fonction du nombre de caractéristiques dans le sous-ensemble de caractéristiques sélectionné. Les données montrent que, à l'exception du classifieur LR, tous les classifieurs atteignent une très bonne précision d'identification avec moins de 100 caractéristiques. Le classifieur LR franchit la barre de 95 % de précision avec 400 caractéristiques, ce qui reste très faible – deux ordres de grandeur plus bas – comparé aux 5322 caractéristiques dans le jeu de données original.

Ce résultat suggère que les caractéristiques sélectionnées capturent les caractéristiques uniques du BCG d'un utilisateur, indépendamment du classifieur RF utilisé pour les identifier. Dans la section suivante, nous effectuons une évaluation approfondie de notre système.

4.6 Evaluation

4.6.1 Implantation

Nous avons implanté HoldPass sous la forme d'une application Android autonome fonctionnant en temps réel sur des téléphones mobiles du marché. Notre prototype enregistre les signaux BCG de l'accéléromètre et du gyroscope et les traite selon les étapes décrites dans la figure 4.6 pour décider si l'utilisateur tenant le téléphone est légitime ou un usurpateur. Les parties traitement du signal et calcul des caractéristiques sont mises en œuvre en *Java* standard et utilisent la bibliothèque *Apache Commons Maths* [149] et la partie apprentissage automatique, la régression logistique, est implantée avec la librairie *Weka* [183].

TABLEAU 4.3 Paramètres du système et leurs valeurs par défaut

Paramètre	Plage	Valeur par défaut
Fréquence d'échantillonnage	100 - 1000 Hz	200 Hz
Longueur d'un segment de signal	0.5 - 5 s	1,5 s
Pas de la fenêtre glissante	50 ms - 1,5 s	50 ms
Nombre d'utilisateurs de comparaison	1 - 50	30
Nombre de sessions d'enregistrement	1 - 5	5
Longueur d'une session d'enregistrement	3 - 30 s	30 s
Capteurs utilisés	Acc, Gyr, Acc + Gyr	Acc + Gyr

4.6.2 Entraînement et méthodologie d'évaluation

Pour évaluer les performances de HoldPass, nous utilisons le large et diversifié jeu de données A (section 4.2.1), comprenant 1120 sessions de mesure avec 112 utilisateurs différents. Au cours du processus d'évaluation, nous nous plaçons dans un scénario réaliste où nous entraînons un classifieur pour chaque utilisateur du jeu de données et évaluons la mesure dans laquelle HoldPass est capable de reconnaître cet utilisateur parmi des tentatives d'usurpation. Nous entraînons un classifieur implantant une régression logistique pour chaque utilisateur et définissons la valeur de son paramètre de régularisation par une procédure de validation croisée à cinq reprises sur l'ensemble d'entraînement.

Division des utilisateurs. Nous appliquons une stratégie *leave-k-users-out*, en entraînant le modèle contre $n_utilisateurs_de_comparaison$ utilisateurs sélectionnés au hasard⁶, et évaluons le modèle entraîné sur les utilisateurs restants. Ainsi, chaque utilisateur agit une fois comme utilisateur légitime et est évalué contre 81 usurpateurs qui n'ont jamais été vus par le système (nous avons fixé la valeur par défaut de $n_utilisateurs_de_comparaison$ à 30). Dans le processus d'entraînement du modèle de régression logistique, les échantillons "utilisateur légitime" servent d'échantillons positifs, tandis que ceux des autres utilisateurs (usurpateurs) servent d'échantillons négatifs. Pour garantir une évaluation équitable, nous construisons l'ensemble de test en sélectionnant aléatoirement autant d'échantillons d'usurpateurs qu'il y a d'échantillons d'utilisateurs légitimes.

Division des données utilisateur légitime. Pour les données "utilisateur légitime", nous effectuons une partition par rapport aux sessions de telle sorte que l'évaluation soit effectuée sur des données provenant de sessions de mesure qui n'ont pas été vues pendant l'apprentissage. Cela permet d'éviter une évaluation biaisée et de se rapprocher du scénario réaliste dans lequel le système est entraîné une fois avec des données pré-enregistrées et utilisé plus tard avec de nouveaux signaux, non vus pendant l'entraînement. Par défaut, nous fixons le nombre de sessions d'enregistrement à 5, ce qui correspond à la moitié des données de l'utilisateur.

Jeu de données avancé. Dans une deuxième série d'expériences, nous sélectionnons 12

6. Nous les appelons utilisateurs de comparaison

volontaires qui ont fait partie des premières campagnes de collecte de données (ensemble de données A) pour évaluer la robustesse de HoldPass. Nous effectuons différentes évaluations liées aux scénarios d'utilisation, notamment l'évaluation des performances d'authentification après une longue période de temps (section 4.6.7) et des tests dans différentes conditions expérimentales (section 4.6.9).

Configuration du système. Le tableau 4.3 résume les paramètres du système que nous utilisons dans cette évaluation. Dans la suite, si cela n'est pas explicitement spécifié, nous attribuons à ces paramètres leurs valeurs par défaut. Nous évaluons la sensibilité du système face à ces paramètres dans la section 4.6.8.

4.6.3 Métriques d'évaluation

Une tentative d'authentification entraîne une décision d'Acceptation par HoldPass si la probabilité qu'il provienne de l'utilisateur légitime est supérieure à un *seuil d'acceptation*, ou une décision de Rejet dans le cas contraire. Une telle décision d'acceptation peut être correcte (TA pour *True Accept* en anglais) si les données d'entrée sont effectivement de l'utilisateur légitime, ou incorrecte (FA pour *False Accept*) dans le cas contraire. De façon similaire, une décision de rejet peut être correcte (TR pour *True Reject*) si les données d'entrée sont d'un usurpateur, ou incorrecte (FR pour *False Reject*) dans le cas contraire.

Tout au long du processus d'évaluation, nous utilisons les mesures de performance suivantes, construites autour du nombre de ces décisions d'acceptation et de rejet :

- **Taux de fausses acceptations : *False Accept Rate (FAR)*** = $\text{FA}/(\text{FA}+\text{TR})$. La fréquence avec laquelle le système authentifie incorrectement un usurpateur comme un utilisateur légitime.
- **Taux de faux rejets : *False Reject Rate (FRR)*** = $\text{FR}/(\text{FR}+\text{TA})$. La fréquence avec laquelle le système authentifie de manière incorrecte l'utilisateur légitime comme étant un usurpateur.
- **Taux d'erreur égal : *Equal Error Rate (EER)***. En faisant varier le seuil d'acceptation, on peut améliorer le FAR au détriment du FRR, et vice versa. L'EER est calculé comme le point où le FAR est égal au FRR.
- **Précision : *Accuracy (ACC)***. La fréquence avec laquelle le système identifie correctement à la fois l'utilisateur légitime et les usurpateurs. Sauf indication contraire, nous calculons la précision au point de taux d'erreur égal, c'est-à-dire $\text{Accuracy} = 1 - \text{EER}$.

4.6.4 Performance globale

Nous commençons par évaluer les performances globales de HoldPass sur la totalité du jeu de données en fixant le seuil d'acceptation à sa valeur par défaut de 0,5. La figure 4.9 montre que HoldPass est capable de reconnaître avec précision l'utilisateur légitime parmi

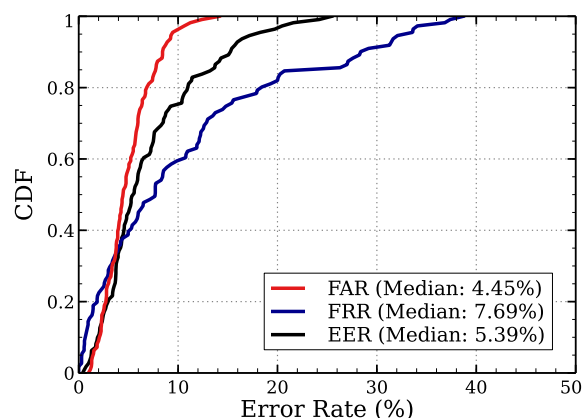


FIGURE 4.9 Performance globale de HoldPass

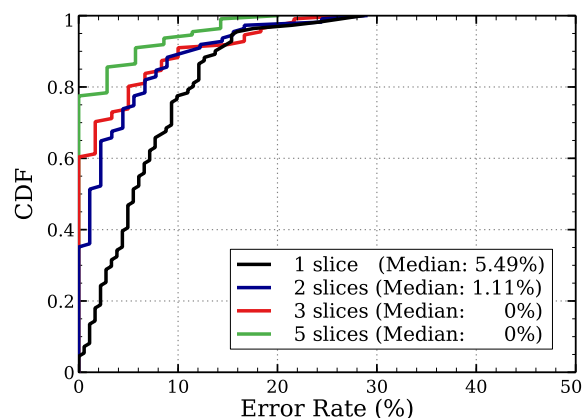


FIGURE 4.10 Le temps c'est la sécurité : l'utilisation de plusieurs segments de signal améliore considérablement les performances d'authentification de HoldPass

les usurpateurs, obtenant un FAR médian de 4,45 % et un EER médian de 5,39 %. En outre, pour plus de 90 % des participants, le FAR et le EER sont inférieurs à 8,5 % et 13,75 %, respectivement. En moyenne, HoldPass atteint une précision de 92,57 % (EER de 7,43 %).

En plus d'utiliser un seul segment de signal asynchrone pour prendre une décision, HoldPass peut combiner la vraisemblance obtenue sur plusieurs segments de signal consécutifs. Dans cette configuration, le système accepte l'utilisateur qui essaie de déverrouiller le téléphone comme légitime si la probabilité moyenne pour un certain nombre de segments de signal consécutifs est supérieure au seuil d'acceptation. Pour chaque utilisateur et chaque nombre de segments de signal, nous faisons varier le seuil d'acceptation et adoptons la valeur conduisant à l'EER. La figure 4.10 montre la fonction de répartition empirique de l'EER pour différentes valeurs du nombre de segments de signal. Les données montrent que les performances de HoldPass peuvent s'améliorer considérablement lorsqu'on exploite plusieurs segments de signal. La précision monte à 96,2 % avec seulement 2 segments de signal consécutifs (3s de données) et atteint 97,95 % et 98,34 % en utilisant 4 et 5 d'entre elles, respectivement. En termes pratiques, ces résultats offrent aux utilisateurs un bouton

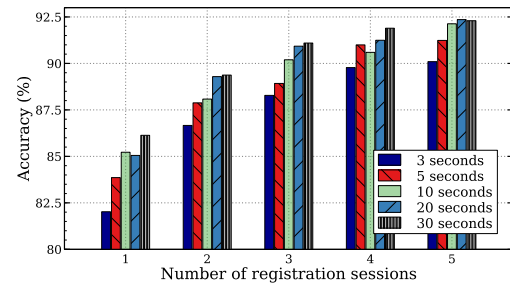
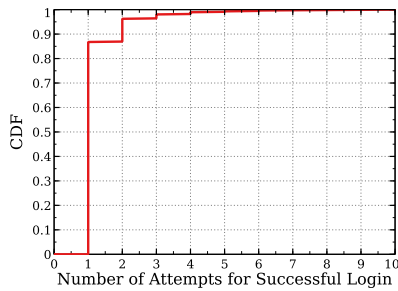


FIGURE 4.11 Fonction de répartition empirique du nombre de tentatives pour une connexion réussie. FIGURE 4.12 Précision pour plusieurs quantités de données d'enregistrement

TABLEAU 4.4 Temps de réponse du système

Téléphone	Traitement de signal	Calcul des caractéristiques	Régression logistique	Total
Samsung Galaxy S8	3,8 ms	27,4 ms	4,5 ms	35,7 ms
Google Pixel 4a	3,1 ms	14,2 ms	2,9 ms	20,2 ms
OnePlus 8T	4,3 ms	28,9 ms	4,9 ms	38,1 ms
Moyenne	3,7 ms	23,5 ms	4,1 ms	31,3 ms

virtuel permettant de définir le compromis sécurité/temps de réponse souhaité.

4.6.5 Expérience utilisateur de HoldPass

Dans cette section, nous évaluons l'expérience utilisateur lors de l'utilisation de HoldPass comme système d'authentification sur smartphone. Nous évaluons cette expérience en termes de nombre de tentatives pour une authentification réussie, de quantité de données nécessaires lors de l'enregistrement et de temps de réponse du système.

Nombre de tentatives pour une authentification réussie. Nous évaluons le nombre de tentatives requis pour une authentification réussie de l'utilisateur légitime. Cette évaluation est faite sur chacune des 560 sessions de test du jeu de données (5 pour chaque utilisateur). Pour chaque utilisateur, nous fixons le seuil d'acceptation à celui qui conduit à l'EER et montrons, dans la figure 4.11, la fonction de répartition empirique résultante en prenant en compte les données de tous les utilisateurs. Les données montrent que plus de 85% des opérations d'authentification réussissent après une seule tentative. Après 2 et 3 tentatives de connexion, l'utilisateur est en mesure de déverrouiller son téléphone dans plus de 96% et 98% des cas, respectivement.

Quantité de données nécessaire lors de l'enregistrement. Nous évaluons la quantité des données qui doivent être enregistrées pour que HoldPass ait une bonne performance. À cette fin, nous faisons varier le nombre de sessions d'enregistrement utilisées pour l'entraînement du système de 1 à 5 et la durée de chaque session d'enregistrement de 3 à 30 secondes. La figure 4.12 montre que les performances de HoldPass sont une fonction

TABLEAU 4.5 Comparaison de HoldPass avec d’autres systèmes d’authentification fondés sur l’activité cardiaque. *BC* : *Battements de cœur*. *NS* : *Non spécifié*. *TAR* : *True Accept Rate*. *FAR* : *False Accept Rate*.

Système	Equipement	Signal	#Utilisateurs	Longueur du signal	Précision
Système [122]	Lunettes connectées	BCG (tête)	12	3 s	96,50 %
Système [47]	Chaise + capteurs	BCG (corps)	91	10 BC (~8 s)	99,10 %
Système [48]	Chaise + capteurs	BCG (corps)	25	10 s	96,00 %
Système [53]	Téléphone	SCG (poitrine)	20	5 BC (~4 s)	96,49 %
Système [51]	Téléphone	PPG (doigt)	15	NS	92,00 %
FaceHeart [28]	Téléphone	PPG (doigt + face)	18	4 s	94,02 %
Système [114]	Téléphone + capteur ECG	ECG (doigt)	10	4 s	NS. <i>TAR</i> : 81,82 %, <i>FAR</i> : 1,41 %
HoldPass	Téléphone	BCG (main)	112	3 s (2 segments)	96,2 %

croissante quasi monotone des deux paramètres : le nombre de sessions d’enregistrement et la durée de chaque session. Cependant, nous observons que l’augmentation du nombre de sessions d’enregistrement a un impact plus important sur les performances du système car elle permet à HoldPass de mieux capturer la variabilité des signaux BCG mesurés dans la main. Mieux encore, les données montrent que HoldPass est capable de franchir la barre des 90 % de précision avec seulement 15 s de données d’enregistrement (5 sessions \times 3 secondes) – exigence raisonnable pour initialiser HoldPass.

Temps de réponse. Nous évaluons le temps pris par HoldPass pour effectuer l’authentification sur trois téléphones mobiles du marché, notamment un Samsung Galaxy S8 (2017), un Google Pixel 4a (2020) et un OnePlus 8T (2020), et présentons les résultats dans le tableau 4.4. Les données montrent que HoldPass fonctionne en temps réel, avec un temps de traitement moyen faible de 31,3 ms. Ajouté au temps d’enregistrement du signal, HoldPass atteint un temps de réponse moyen raisonnable de 1,53 s. À titre de référence, la reconnaissance faciale sur le récent iPhone X prend environ 1,5 s pour authentifier un utilisateur [184]. Dans la section 4.6.8, nous montrons que HoldPass fonctionne toujours bien avec des longueurs de signal de 0,5 s, offrant ainsi une meilleure expérience utilisateur.

4.6.6 Comparaison de HoldPass avec d’autres systèmes d’authentification fondés sur l’activité cardiaque

Dans cette section, nous cherchons à contextualiser les performances de HoldPass en le comparant à d’autres systèmes d’authentification fondés sur l’activité cardiaque. À cette fin, nous comparons HoldPass aux systèmes d’authentification utilisant le BCG comme signal de référence : [47], [48], [122] et à d’autres systèmes d’authentification fondés sur l’activité cardiaque mesurée avec des téléphones mobiles. Cette dernière catégorie comprend le système [53] qui utilise le séismocardiogramme (SCG) mesuré avec le téléphone placé sur la poitrine, le système [51] qui utilise le photoplethysmogramme (PPG) mesuré lorsque

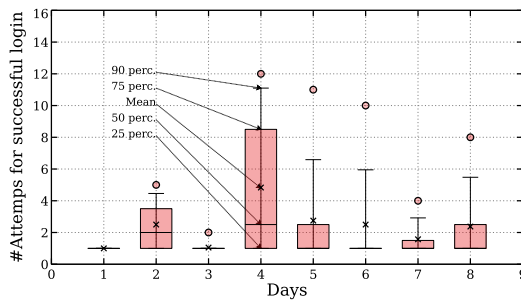


FIGURE 4.13 Nombre de tentatives d'authentification réussies sur 8 jours ouvrables

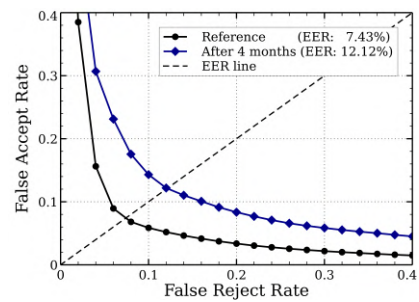


FIGURE 4.14 Performance quatre mois plus tard

l'utilisateur place son doigt sur la caméra du téléphone, FaceHeart [28] qui utilise en plus le signal PPG extrait d'une vidéo de sa face prise au même moment avec la caméra avant, et le système [114] qui repose sur l'électrocardiogramme (ECG) mesuré avec un capteur ECG ajouté au téléphone.

Le tableau 4.5 montre que HoldPass atteint une précision comparable à l'état de l'art tout en nécessitant une quantité de données inférieure ou équivalente. En outre, HoldPass ne nécessite aucun matériel personnalisé et est très pratique à utiliser, car l'utilisateur doit simplement tenir son téléphone pour être authentifié.

4.6.7 Performance dans le temps

Dans cette section, nous évaluons les performances de HoldPass dans le temps afin d'apprécier la permanence du BCG d'un utilisateur mesuré dans la main. À cette fin, nous sélectionnons 12 volontaires qui ont participé à la vaste campagne de collecte de données (jeu de données A) et effectuons d'abord des sessions de mesure sur 8 jours ouvrables consécutifs. Quatre mois plus tard, nous effectuons des tentatives d'authentification avec chaque volontaire, le système étant configuré à leur seuil EER précédemment identifié.

La figure 4.13 montre la répartition du nombre de tentatives d'authentification après lesquelles le volontaire a été reconnu comme l'utilisateur légitime sur les 8 jours. Les données montrent qu'un utilisateur peut déverrouiller son téléphone après quelques tentatives, avec seulement 1,96 tentatives en moyenne et un 90ème percentile de 4.

La figure 4.14 montre l'erreur d'authentification (compromis FRR vs FAR) lors de l'évaluation de HoldPass sur les données mesurées quatre mois plus tard. Nous observons que même après une période de temps significative, HoldPass maintient une précision de 87,88%. Ce résultat peut être encore amélioré en effectuant des mises à jour continues ou périodiques du modèle sur la base des données des tentatives d'authentification réussies.

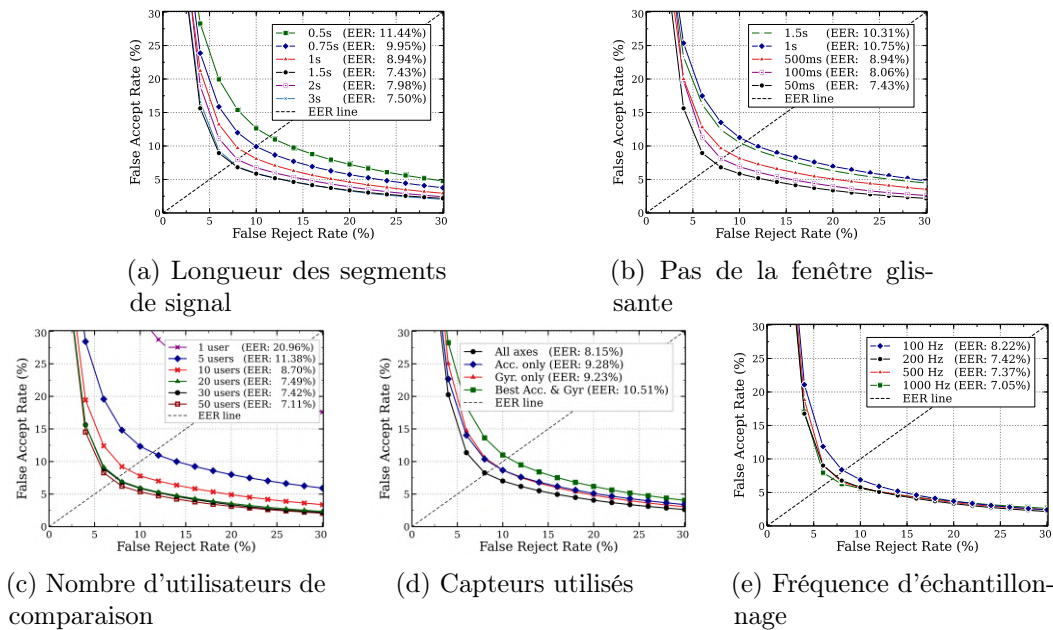


FIGURE 4.15 Compromis entre les erreurs de détection. Effet de différents paramètres du système

4.6.8 Analyse de sensibilité : Effet des paramètres du système

Dans cette section, nous évaluons la sensibilité de HoldPass à différents paramètres du système. Pour cela, nous fixons tous les paramètres à leurs valeurs par défaut, comme indiqué dans le tableau 4.3, et ré-exécutons le scénario d'évaluation principal (section 4.6.2) tout en faisant varier la valeur de chaque paramètre indépendamment. La figure 4.15 montre les courbes des compromis d'erreur de détection (FRR vs FAR). Sur cette figure, la configuration par défaut de HoldPass est toujours tracée en noir avec des marqueurs circulaires. Tous les résultats sont obtenus en utilisant un seul segment de signal pour effectuer l'authentification.

Effet de la longueur du segment (T_{Slice}). La figure 4.15a montre les résultats obtenus en faisant varier la longueur des segments de signal. Cette figure montre que l'erreur diminue avec la longueur du segment. Avec 0,75 s de données, HoldPass atteint une précision supérieure au-dessus de la barre des 90 % et atteint 92,5 % avec 3 s de données. En comparant ceci avec les résultats du deuxième paragraphe de la section 4.9 (96,2 % avec 1,5 s \times 2 segments), nous observons que les performances de HoldPass sont plus élevées lorsque la décision est prise sur la base de plusieurs segments de signal.

Effet du pas de la fenêtre glissante (T_{Stride}). La figure 4.15b montre les résultats obtenus avec différentes valeurs du pas appliquées lors de la division des signaux avec une fenêtre glissante. Si l'on n'applique pas de fenêtre glissante (pas de 1,5 s, égal à la longueur du signal), la précision de HoldPass est 89,69 %. Au contraire, nous observons que des valeurs plus faibles de ce paramètre conduisent à une meilleure performance du système. Ce

résultat démontre que le schéma d'authentification sans alignement introduit par HoldPass peut tirer profit d'une meilleure utilisation des données.

Effet du nombre d'utilisateurs de comparaison ($n_{\text{utilisateurs_de_comparaison}}$).

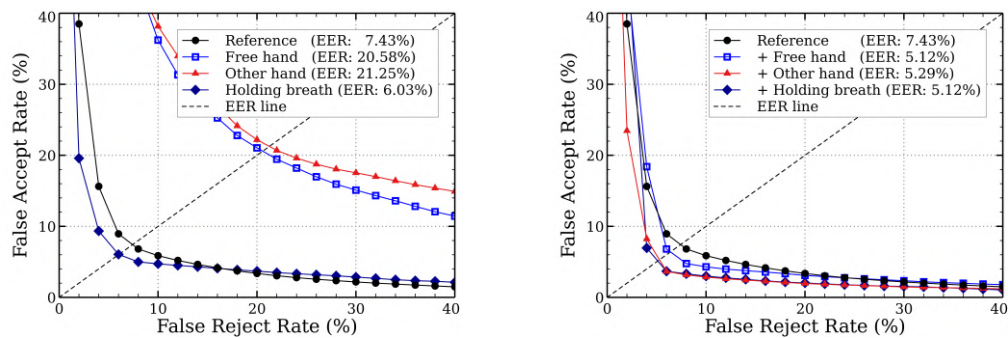
Nous avons évalué les performances obtenues par HoldPass en fonction du nombre des utilisateurs de référence par rapport auxquels chaque modèle d'utilisateur légitime est entraîné. Sur la figure 4.15c, nous observons que l'erreur diminue lorsque HoldPass est entraîné sur les données d'un nombre croissant d'utilisateurs, mais qu'elle cesse presque de s'améliorer pour des valeurs plus élevées de ce paramètre (7,11 % d'EER pour 50 utilisateurs de référence). Avec un plus grand nombre d'utilisateurs de comparaison, et donc des données d'usurpateurs plus variées, le système est capable d'apprendre une meilleure frontière de décision pour identifier les caractéristiques du BCG de l'utilisateur légitime. Les performances restent cependant raisonnables même avec des valeurs plus faibles de ce paramètre, ce qui met en évidence un bon passage à l'échelle du système. HoldPass atteint une précision élevée de 91,30 % lorsqu'il est entraîné contre 10 utilisateurs de référence seulement.

Effet des capteurs utilisés par le système. Par défaut, HoldPass utilise à la fois l'accélération et la vitesse angulaire mesurées lorsque l'utilisateur tient son téléphone. La figure 4.15d montre les résultats obtenus en utilisant uniquement l'accéléromètre ou le gyroscope. Nous incluons également, dans cette comparaison, la configuration où HoldPass utiliserait le meilleur axe de chacun de ces capteurs, qui est sélectionné comme celui ayant la plus grande amplitude. Le meilleur résultat est obtenu en utilisant les données de tous les axes. En utilisant uniquement l'accéléromètre ou uniquement le gyroscope, HoldPass atteint une précision de 90,62 % et 90,67 %, respectivement.

Effet de la fréquence d'échantillonnage (F_S). La figure 4.15e montre que la fréquence d'échantillonnage a très peu d'impact sur les performances du système. HoldPass atteint une précision de 92,95 % et 91,78 % lorsque la valeur de ce paramètre est fixée à 1000 Hz et 100 Hz, respectivement.

4.6.9 Performance dans différentes conditions expérimentales

Dans cette section, nous évaluons les performances de HoldPass dans différentes conditions expérimentales, notamment en tenant le téléphone dans la main non dominante, en retenant sa respiration et sans aucun support sous la main. Pour cette évaluation, nous effectuons de nouvelles mesures avec l'aide de 12 volontaires. La figure 4.16a montre que la respiration a un léger impact sur les performances de HoldPass, la précision s'améliorant légèrement lorsque l'utilisateur retient sa respiration. D'autre part, les données montrent que la précision diminue lorsque l'on change de main ou que l'on tient le téléphone sans aucun support. Cela peut s'expliquer par le fait que les données mesurées dans ces scénarios sont très différentes des données de référence et n'ont pas été incluses dans l'apprentissage du système. La figure 4.16b montre que cela peut être corrigé en incluant les signaux



(a) Performance dans différentes conditions expérimentales

(b) Entraîné avec des données provenant de ces différentes conditions expérimentales

FIGURE 4.16 Performance dans différentes conditions expérimentales

obtenus dans ces conditions expérimentales dans les données d'enregistrement. Dans ces configurations, HoldPass atteint une performance similaire à celle de la version de référence.

4.7 Limites et discussion

Dans cette section, nous discutons des limites de l'implantation actuelle de HoldPass et des pistes d'amélioration dans le cadre de travaux futurs.

Changement de la condition cardiaque. Dans notre évaluation (section 4.6.7), nous avons montré que HoldPass fournit de bons résultats dans le temps. En effet, comme le montrent des travaux antérieurs [52], [53], l'activité cardiaque peut être assez stable dans le temps. Néanmoins, certains facteurs peuvent entraîner des modifications de l'activité cardiaque, notamment les maladies cardiaques, les exercices physiques intenses, etc. Tout changement significatif du motif de l'activité cardiaque pourrait avoir un impact négatif sur les performances de HoldPass. Pour faire face à cette limite, HoldPass pourrait être entraîné sur des données provenant de ces activités et/ou effectuer une mise à jour périodique sur la base des signaux BCG collectés pendant les différentes phases d'authentification. Ceci pourrait se faire à l'aide d'un *framework* d'apprentissage incrémental comme celui de [185].

Entraînement du modèle à distance. Dans la conception actuelle de HoldPass, nous supposons que l'entraînement du modèle d'authentification de l'utilisateur est effectué hors ligne sur un serveur distant, car ce processus nécessite généralement des capacités de calcul importantes. Cela peut être considéré comme une limite car un usurpateur pourrait intercepter ces données sur le réseau lorsqu'elles sont envoyées au serveur. Pour faire face à cette limite, ces données peuvent être sécurisées par chiffrement avant d'être envoyées pour l'entraînement sur le serveur distant. Une solution à long terme consisterait également à éviter tout envoi de données sur le réseau et à effectuer l'entraînement du modèle directement sur le téléphone mobile de l'utilisateur. En exploitant les avancées récentes dans le domaine de l'apprentissage automatique sur mobile [186], [187], HoldPass sera éventuellement en

mesure d'effectuer l'entraînement ou l'affinage directement sur l'appareil de l'utilisateur. Cela faciliterait en même temps la mise à jour continue du modèle pour faire face aux limites présentées dans le paragraphe précédent.

Effet du mouvement. Dans la conception actuelle de HoldPass, il est demandé à l'utilisateur de ne pas bouger lors de l'authentification, sinon le système sera incapable de mesurer de manière fiable son BCG. Heureusement, HoldPass peut atteindre une bonne précision avec seulement 0,5s de données (4.6.8), ce qui atténue cette limite. Cependant, le système ne fonctionnera pas dans d'autres scénarios, comme par exemple dans un véhicule en mouvement.

Les attaques avancées de rejeu. Bien que HoldPass soit, par nature, robuste contre les attaques par rejeu car il est difficile pour un utilisateur externe de reproduire les vibrations de la main de l'utilisateur légitime, un utilisateur malveillant avancé pourrait réussir à pirater le système d'exploitation et ainsi obtenir les données BCG de l'utilisateur légitime ou le modèle entraîné pour lui. Les données usurpées peuvent ensuite être injectées directement dans le système d'authentification qui autorisera alors l'accès au téléphone mobile. Pour prévenir ce type d'attaques, HoldPass pourrait effectuer une détection de vitalité en étudiant et en exploitant la corrélation entre le BCG de la main et les mesures d'autres capteurs, par exemple le son des battements du cœur (PCG) [173].

4.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté HoldPass, un système capable d'authentifier un utilisateur pendant qu'il tient simplement son téléphone, en se fondant sur la seule vibration de sa main mesurée par les capteurs standards des téléphones mobiles du marché. HoldPass relève les défis spécifiques posés par les propriétés de ces signaux BCG mesurés dans la main en introduisant un nouveau schéma d'authentification sans alignement qui s'appuie sur le découpage asynchrone du signal et un algorithme piloté par les données réelles afin d'identifier un sous-ensemble réduit de caractéristiques permettant de distinguer un utilisateur. Nous avons mis en œuvre HoldPass et évalué ses performances à la fois dans le cadre d'une étude à grande échelle impliquant plus de 100 volontaires et d'études ciblées avec un plus petit ensemble de volontaires sur une période de plusieurs mois. Les résultats montrent que HoldPass authentifie l'utilisateur avec une précision et une expérience utilisateur similaires ou supérieures à celles des systèmes de la littérature ayant des exigences plus fortes en matière de matériel et/ou de participation de l'utilisateur.

Deuxième partie

Localisation en intérieur à l'aide du standard WiFi-FTM

Les services fondés sur la localisation sont devenus très populaires depuis que le [GPS](#) a été rendu accessible au grand public. Ils transforment aujourd'hui de nombreux aspects de notre vie, incluant la navigation et le transport en milieu urbain ou rural, les livraisons et les taxis à domicile, l'assistance aux personnes en danger, les loisirs, etc., et font de ce service de localisation un élément incontournable de nos modes de vie.

Malheureusement, les signaux GPS qui atteignent la planète Terre étant faibles sont soit totalement bloqués par les murs des bâtiments, soit tellement perturbés qu'ils fournissent des résultats aberrants, rendant ainsi le GPS inaccessible à l'intérieur des bâtiments. Pourtant, les attentes sont fortes pour offrir ou bénéficier de nombreux services fondés sur la localisation. Il s'agit, entre autres, de rendre possible les publicités localisées dans les centres commerciaux [188], la navigation dans les grands bâtiments (aéroports, gares, bibliothèques, musées, salles de congrès) [189], [190], de faciliter la gestion des files d'attente en intérieur [191], ou encore de permettre la continuité de service des applications déjà utilisées en extérieur [192].

Le problème de localisation en intérieur constitue un défi technologique, scientifique et économique majeur de ces deux dernières décennies. Les travaux qui ont été menés pour y remédier se comptent par centaines. Du WiFi aux ondes millimétriques, en passant par le Bluetooth, l'[UWB](#), la lumière visible, les signaux acoustiques et ultrason, les technologies IoT et les capteurs inertiels, de nombreuses approches ont été envisagées, seules ou combinées, mêlant outils, technologies et méthodes. En raison de son omniprésence de fait en intérieur, la technologie WiFi s'est imposée comme candidat favori et a attiré une grande majorité des travaux dans le domaine. Ces travaux ont utilisé plusieurs familles de techniques, successivement et repoussant les limites avec ces systèmes.

Cependant, il suffit de jeter un coup d'œil à son smartphone pour se rendre compte que l'adoption sur le marché reste à la traîne, et ce malgré l'implication de géants comme Google ou Microsoft. C'est dans ce contexte que l'IEEE a mis son poids dans la balance en normalisant, comme partie de l'amendement 802.11mc du standard WiFi, le protocole FTM (*Fine Timing Measurement*) [193]. Il s'agit d'une approche de calcul de distance par temps de vol entre un client et un point d'accès WiFi, qui promet une précision très fine de l'ordre

du mètre. Cette précision et son implantation *native* dans les *firmwares* des équipements pourrait constituer un tournant majeur pour le positionnement en intérieur. Cette solution est déjà implantée par plusieurs plateformes matérielles et logicielles parmi lesquelles les infrastructures des principaux fabricants de matériels WiFi et le système d'exploitation Android.

Si en théorie le FTM semble être une solution miracle, déjà utilisée par plusieurs travaux de recherche, la réalité est plus mitigée. Alors que les premières études menées autour de ses performances ont confirmé de façon expérimentale la précision annoncée, les expériences dans divers environnements ont également permis de mettre en lumière une baisse de précision dans les scénarios où il existe un obstacle sur le chemin direct entre l'émetteur et le récepteur. Cependant, aucune étude approfondie n'a été menée pour comprendre les causes profondes de ce phénomène, qui peut être lié soit au ralentissement du signal dû à la permittivité relative de l'obstacle qu'il traverse, soit à la propagation par chemins multiples. De façon similaire, aucune solution n'a été proposée pour résoudre ce problème.

Dans cette partie, nous présentons FUSIC, une solution qui vise à étendre la précision de FTM aux conditions sans ligne de vue directe. FUSIC n'exige aucune modification du standard : il prend en entrée les estimations de distance de FTM et corrige l'erreur commise en s'appuyant sur les informations sur l'état du canal et l'algorithme MUSIC⁷.

Organisation de la partie

Cette partie comprend deux chapitres. Dans le premier chapitre, nous présentons un état de l'art des systèmes de localisation en intérieur en nous focalisant sur ceux utilisant la technologie WiFi et plus particulièrement l'algorithme FTM de ce standard. Nous présentons les différentes technologies utilisées, puis nous détaillons les techniques employées avec du WiFi avant de présenter l'algorithme FTM et les techniques traitant le cas d'une propagation par chemins multiples.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons FUSIC, notre solution qui étend la précision de FTM pour le cas où le chemin direct est obstrué. Nous menons tout d'abord une étude expérimentale approfondie sur les causes de son imprécision dans les conditions de Non Ligne de Vue (NLDV) et proposons ensuite notre solution combinant l'algorithme MUSIC et FTM pour produire un calcul de distance précis même dans ces conditions de NLDV. Enfin, nous vérifions la qualité de notre méthode par des tests menés dans quatre environnements physiques distincts.

7. MUSIC est un algorithme qui permet d'estimer l'angle d'arrivée et le temps de vol d'un signal. Voir section 5.5.2

ETAT DE L'ART

5.1 Technologies pour la localisation en intérieur

La localisation en intérieur a connu un grand intérêt dans la communauté scientifique durant ces deux dernières décennies. Des solutions diverses et variées ont été proposées, couvrant un large spectre de technologies potentielles. De ces solutions, trois grandes approches technologiques se détachent : la localisation par ondes radio ou sonores, la localisation à l'aide des capteurs inertiels et l'utilisation des balise de position.

5.1.1 Les ondes radio et sonores

Pour mimer le fonctionnement des systèmes GNSS en extérieur¹, tels que le GPS, les premières solutions de localisation en intérieur eu recours à des technologies radio pour se positionner dans les bâtiments. Dans ce modèle, il suffirait à l'équipement utilisateur, la cible à localiser, de capter les signaux venant de plusieurs ancres pré-déployées dans le bâtiment pour retrouver sa position.

Cependant, contrairement aux systèmes GNSS qui sont soumis à des contraintes sur les bandes de fréquences utilisables pour que leur signal puisse être reçu sur terre après avoir traversé de longues distances et les couches de l'atmosphère, les systèmes de positionnement en intérieur disposent d'une plus grande liberté en ce qui concerne les types de signaux utilisables. Un large éventail de technologies radio a donc été utilisé, couvrant une fraction importante du spectre électromagnétique. Ici, nous pouvons citer entre autres les technologies WiFi [19], Bluetooth [194], *Ultra WideBand* (UWB) [195], la lumière visible [196], les ondes millimétriques [197], les technologies cellulaires (GSM, 3G, etc.) [198] et les technologies IoT (LoRa [199], Zigbee [200], NB-IoT [201], etc.). Nous pouvons également citer ici les ondes sonores [202] ou ultrasonores [203] qui, sans toutefois être des ondes électromagnétiques, présentent des propriétés qui leur sont similaires.

1. Dans ces systèmes, plusieurs satellites émettent en permanence des ondes radio qui permettent à un récepteur de calculer sa position lorsqu'il reçoit des signaux d'au moins quatre d'entre eux.

Ces différentes technologies se distinguent par les fréquences utilisées, leurs largeurs de bande et les propriétés qu'elles induisent. En effet, plus grande est la fréquence sur laquelle opère une de ces technologies, plus courte sera sa portée et plus grande sa sensibilité aux conditions environnementales (obstacles, réflexion, etc.) ; en parallèle, plus grande est la largeur de bande, plus grande sera la précision de localisation atteignable par le système. La précision et la robustesse du système dépendent également de la modulation utilisée. Les solutions sus-citées se distinguent aussi par l'ampleur du déploiement qu'elles requièrent et leur taux d'adoption par le marché.

5.1.2 Les capteurs inertiels

En reprenant le principe ancien de *navigation à l'estime* souvent utilisé par les explorateurs en mission, une deuxième catégorie d'approches propose de calculer la position de l'utilisateur à un instant donné en se fondant sur sa dernière position connue et le déplacement effectué par la personne depuis cette position. Pour ce faire, ces approches utilisent aujourd'hui les centrales inertiels (IMU pour *Inertial Measurement Unit* en anglais) présentes dans nombre d'équipements électroniques modernes, y compris les smartphones. Il s'agit notamment de l'accéléromètre pour calculer la distance parcourue, du gyroscope et du magnétomètre pour le suivi de l'orientation du déplacement.

Ces approches présentent l'avantage de ne requérir aucun déploiement infrastructurel car elles ne reposent que sur les capteurs de l'équipement utilisateur. En contrepartie, leur inconvénient majeur est la dérive de précision observée dans le temps à cause des erreurs qui s'accumulent sur les positions calculées de façon successive. Le grand défi de ces solutions est donc d'éviter ou tout au moins de réduire cette accumulation d'erreurs. Pour cela plusieurs travaux calculent d'abord des informations intermédiaires telles que le nombre de pas et leur longueur [204] ou le mode de déplacement de l'utilisateur [11], et/ou utilisent des algorithmes avancés de traitement de signal et de fusion des données remontées par ces différents capteurs, afin de fournir un suivi aussi précis que possible.

5.1.3 Les balises de position

« *Si je vois la place du Capitole, alors je suis dans le centre ville de Toulouse.* » C'est le principe fondateur employé par la troisième catégorie de solutions, qui consiste à reconnaître une position donnée sur la base d'un élément caractéristique majeur qui n'est observé qu'en ce lieu. Pour les équipements électroniques, ceci nécessite un déploiement préalable d'un certain nombre de marqueurs, c'est-à-dire un balisage de la surface localisable. Concrètement, il s'agit de disposer en plusieurs endroits du bâtiment des balises de position, généralement des balises RFID [205] et d'associer chacun d'eux à la position où il est déployé dans une base de données. L'utilisateur n'a alors qu'à scanner la balise s'il s'agit d'une balise passive ou à en "écouter" le signal si elle est active, pour retrouver sa position

après interrogation de ladite base de données. La détermination de la position peut aussi être effectuée avec plusieurs balises.

Cette approche présente l'avantage de ne nécessiter aucune difficulté algorithmique mais requiert, en contrepartie, un déploiement fastidieux et coûteux et une maintenance importante en cas de panne des balises déployées.

5.1.4 Le WiFi, le grand favori

Parmi ces différentes technologies, les ondes radio ont été largement privilégiées dans les travaux de localisation en intérieur en raison de leur bon compromis entre précision et coût de déploiement. La technologie WiFi en particulier, plus que toutes les autres, a reçu une attention particulière [19]-[23], [206]-[210] qu'elle doit à son omniprésence de fait dans les environnements intérieurs.

Pour cette raison, nous nous intéressons uniquement au WiFi. Même si plusieurs d'entre eux sont applicables à d'autres technologies sans fil, dans la suite, nous ne discutons que des éléments relatifs à cette technologie sur laquelle porte notre travail. Nous renvoyons le lecteur intéressés par ces autres technologies à [210]-[212] qui constituent d'excellentes présentations de ces autres types de solutions.

5.2 Localisation avec du WiFi

Les nombreux travaux sur la localisation en intérieur avec la technologie WiFi peuvent être regroupés autour de trois techniques principales : la prise d'empreintes ou *fingerprinting* en anglais, la multilatération et la triangulation.

5.2.1 Le *fingerprinting*

Cette technique consiste à constituer, hors ligne, une base de données des empreintes WiFi des points d'intérêt dans la surface localisable. Pour chaque point de cette surface, l'empreinte est constituée de la liste des points d'accès qui y sont mesurés et de leurs puissances respectives. La méthode consiste alors en la comparaison des signaux mesurés par le téléphone de l'utilisateur à ceux enregistrés dans la base de données pour retrouver sa position.

Comme la technique du balisage (section 5.1.3) dont elle est très proche, cette technique présente l'avantage de pouvoir être mise en place sans réelle complexité algorithmique et, de plus, elle peut se faire sans aucun déploiement infrastructurel nouveau, en exploitant les mesures des points d'accès existants. Cependant, comme la puissance du signal reçu en un point donné dépend de plusieurs paramètres incluant la présence ou l'absence d'objets ou de personnes aux alentours, l'appareil de mesure utilisé, la posture de l'utilisateur et même la température et l'humidité ambiantes [213], [214], cette technique peut aboutir à une précision très variable et souvent faible dans les conditions réelles d'utilisation, et ce

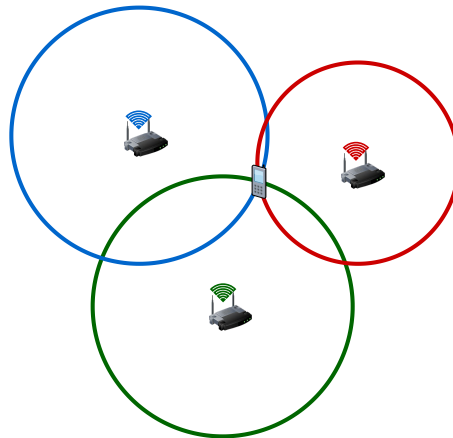


FIGURE 5.1 Principe de la multilatération

malgré les algorithmes avancés qui peuvent être utilisés pour combattre les effets de ces variations de puissance reçue. Pour ces mêmes raisons, le principal inconvénient de cette technique est l'effort fastidieux nécessaire à la construction et au maintien d'une base de données d'empreintes correcte. En effet, en cas de modification de l'un de ces paramètres, il peut être nécessaire de parcourir de nouveau toute la surface du bâtiment pour enregistrer les nouvelles empreintes.

5.2.2 La multilatération

La multilatération consiste à se positionner par rapport à un certain nombre d'ancres dont on connaît la localisation, et sur la base des distances qui nous séparent d'elles. Comme le montre la figure 5.1, en 2D, il suffit à la cible de connaître la distance qui la sépare de trois de ces ancres pour pouvoir retrouver sa position à elle. $n + 1$ ancres au minimum sont nécessaires en dimension n . Elle peut être implantée sous forme purement géométrique ou sous forme de problème d'optimisation des moindres carrés visant à retrouver la position qui satisfait au mieux les mesures observées [215].

Contrairement à la technique du *fingerprinting*, la multilatération requiert le déploiement de quelques ancres, ou tout au moins le repérage précis de leur position, dans le bâtiment. En retour, elle présente le grand avantage d'une maintenance légère ou inexistante car ce déploiement est fait une fois pour toutes.

Si ce principe est ancien et intuitif, son succès et sa précision dépendent fortement d'une opération qui lui est fondamentale : un calcul de distance précis entre les différents équipements en jeu. Ce problème de calcul de distance, *ranging* en anglais, peut être effectué de plusieurs manières, que nous présentons dans la section 5.3.

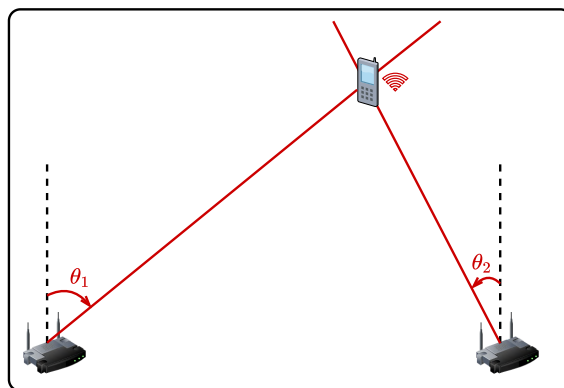


FIGURE 5.2 Principe de la triangulation

5.2.3 La triangulation

On peut également calculer la position d'un utilisateur dans un bâtiment en se fondant sur un calcul d'angles entre un équipement, des ancres dont la position est connue (généralement des réseaux d'antennes linéaires) et les plans verticaux formés par les axes de ces ancres. La figure 5.2 illustre l'application cette technique.

Elle requiert moins d'ancres pour le calcul de la position que la multilatération : deux ancres sont suffisantes en 2D. En revanche, elle pose une contrainte importante en imposant que ces ancres soient équipées de réseaux d'antennes pour pouvoir estimer l'angle d'arrivée du signal. De plus, le calcul de l'angle d'arrivée du signal est sujet à plusieurs sources d'erreur à cause des informations qui sont prises en entrée (les CSI, voir section 6.1.3) qui se traduisent aussi par une importante erreur de localisation.

5.3 Calcul de distance fondé sur le WiFi

Deux catégories d'approches se détachent pour le calcul de distance entre deux équipements avec le WiFi : les approches fondées sur la puissance du signal reçu et celles fondées sur son temps de vol.

5.3.1 Approches par puissance du signal reçu

Pour calculer la distance qui sépare deux équipements WiFi, de nombreux travaux ont utilisé le RSSI (pour *Received Signal Strength Indicator* en anglais) [216]-[219], une métrique qui caractérise l'atténuation d'un signal radio au cours de sa propagation. En combinant cette valeur à un modèle de propagation, on estime la distance parcourue par le signal, de l'émetteur au récepteur. Il existe de nombreux modèles de propagation en extérieur, résultats de nombreuses études menées par les opérateurs dans le but de maximiser la couverture tout en minimisant le nombre de stations de base. Comme la propagation dans les bâtiments est sensiblement différente de celle en extérieur à cause, notamment, de la

plus grande densité d'obstacles et de réflecteurs, ces modèles ont été adaptés pour prendre en compte les spécificités de ces environnements. Le plus populaire de ces modèles pour les environnements d'intérieur est le modèle de *path loss* en log-distance qui lie la distance parcourue par le signal à la différence de puissance lors de son émission et sa réception par la relation

$$P_{\text{émise}} - P_{\text{reçue}} = 10\gamma \log_{10}(d) + C \quad (5.1)$$

où $P_{\text{émise}}$ et $P_{\text{reçue}}$ sont respectivement les puissances émise et reçue, d la distance séparant les deux équipements, et C une constante visant à prendre en compte les effets des différentes atténuations que peut subir le signal en intérieur, à l'exception de la traversée des murs dont l'effet est pris en compte par le coefficient γ .

Malgré de nombreuses études, théoriques et expérimentales, ces approches souffrent d'une faible précision en raison de la difficulté de construire des modèles de propagation qui correspondent parfaitement à la réalité des différents environnements intérieurs. En effet, la puissance du signal reçu dépend de nombreux facteurs environnementaux, dont la présence ou non d'obstacles et leur nature, la densité des réflexions par trajets multiples et même la température et l'humidité ambiantes.

5.3.2 Approches par temps de vol

Cette catégorie d'approches se concentre sur le calcul du temps de trajet du signal de son émetteur au récepteur. De cette valeur, déduire la distance séparant les deux équipements peut alors se faire simplement en utilisant la relation

$$d = t \times c \quad (5.2)$$

où d est la distance à calculer, t le temps de vol estimé et $c \approx 3 \times 10^8 \text{ m s}^{-1}$ la célérité de la lumière. Le temps de vol est censé être moins sensible aux conditions environnementales que la force du signal, ce qui permet d'obtenir un calcul de distance plus précis pour le positionnement.

Au niveau de la couche MAC

Plusieurs travaux de cette catégorie utilisent des techniques fondées sur l'estampille temporelle de trames au niveau de la couche MAC de la pile WiFi. Une première technique consiste ici à calculer ce temps de vol par une communication unidirectionnelle où le récepteur exploite l'horodatage de la trame à sa réception et la valeur de son instant de transmission (généralement incluse dans la trame elle-même) pour mesurer le temps de propagation du signal. Cette technique, connue sous le nom de **ToA** (pour *Time of Arrival*) ou **ToF** (pour *Time of Flight*), nécessite une synchronisation stricte entre les horloges de l'émetteur et du récepteur pour estimer le temps de propagation avec précision [220].

Pour s'affranchir de cette contrainte de synchronisation d'horloges, d'autres approches mettent en place des échanges bien définis de trames tels que le protocole **TWRP** (pour *Two Way Ranging Protocol* en anglais) qui effectuent un ou plusieurs échanges bidirectionnels de trames. Ils permettent alors, par soustraction des horodatages de ces trames, d'obtenir le temps d'aller-retour du signal (**RTT** pour *Round Trip Time*) et donc, après simple division par deux, son temps de vol [221], [222]. La figure 5.3 présente un aperçu du protocole **TWRP** dans le cas particulier de l'algorithme **FTM** du standard WiFi. Le principal défi à relever par ces travaux est la suppression des délais supplémentaires, et variables, qui interviennent entre l'arrivée du signal au niveau de la carte réseau et la réception de la trame au niveau de la couche MAC, ce qui affecte la précision de ces systèmes.

Au niveau de la couche PHY

D'autres travaux exploitent les informations de la couche physique afin de calculer le temps de vol du signal de façon plus fine [21], [223] à travers, notamment, des techniques de super-résolution comme l'algorithme **MUSIC**. D'autres travaux ont également combiné les mesures effectuées sur plusieurs bandes WiFi pour former une bande de fréquences virtuelle plus large, dans le but d'obtenir une résolution temporelle plus fine [20], [23], [209]. Ces solutions nécessitent cependant un accès au *firmware* de la carte réseau, ce qui n'est généralement pas le cas sur les équipements du marché.

Le besoin de standardisation

Bien que certains de ces systèmes atteignent des précisions remarquables, de l'ordre de quelques décimètres, l'absence de standardisation rend leur adoption dans le monde réel difficile. En effet, ces solutions ayant chacune son mode de fonctionnement et ses spécificités propres, il n'existe aucune garantie d'interopérabilité entre elles, qui permettrait à un utilisateur de se positionner quel que soit le bâtiment sans devoir installer, configurer ou personnaliser à chaque fois une application.

C'est pour résoudre ce problème que l'**IEEE** (*Institute of Electrical and Electronics Engineers*) a mis son poids dans la bataille en standardisant le protocole **FTM** (*Fine Timing Measurement*) qui permet le calcul de distance entre deux équipements WiFi et qui présente des propriétés prometteuses.

5.4 Le protocole *Fine Timing Measurement*

Le protocole *Fine Timing Measurement* (**FTM**) a été inclus dans le standard WiFi comme partie de l'amendement 802.11mc de la norme IEEE 802.11-2016 [193] (section 11.24.6). Il permet à une station WiFi de calculer la distance jusqu'à un point d'accès sans avoir à s'associer à ce point d'accès particulier. Il est souvent aussi appelé *WiFi-round-*

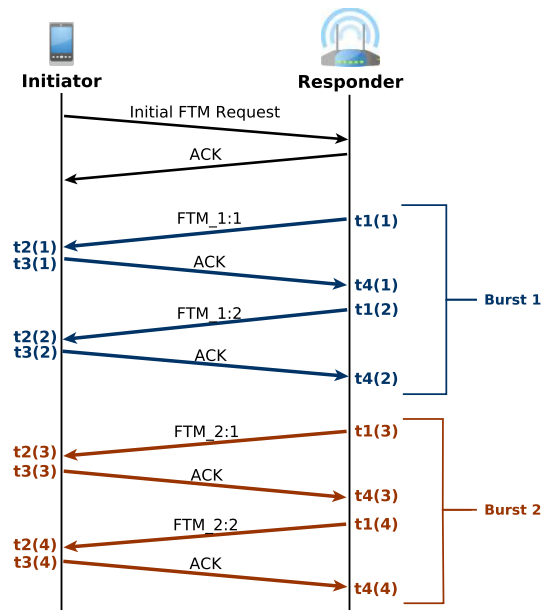


FIGURE 5.3 Présentation du protocole FTM

trip-time (WiFi-RTT) Le protocole fonctionne en estimant le temps de vol entre les deux équipements.

5.4.1 Fonctionnement

La figure 5.3 résume le fonctionnement du protocole FTM.

Au tout départ, une station WiFi (appelée *initiator*²) effectue une recherche des points d'accès implantant le protocole FTM. Les points d'accès implantant ce protocole le mentionnent dans un champ de leurs trames *Beacon*, ou *Probe Response*, prévu à cet effet. Si un point d'accès compatible FTM est détecté, le terminal envoie à ce dernier une trame *FTM Request*. À la réception de cette demande, le point d'accès peut choisir de l'ignorer ou de devenir un *responder* (s'il est d'accord avec les paramètres d'ordonnancement proposés par le terminal dans sa requête ou après modification de ceux-ci). Ces paramètres sont notamment le nombre de *bursts*, le nombre d'échanges FTM par *burst*, l'écart minimal entre deux échanges consécutifs ainsi que la largeur de bande à utiliser pour la communication. Notons qu'un échange de message supplémentaire peut intervenir après l'initialisation pour négocier ces paramètres qui déterminent les étapes suivantes.

En cas d'acceptation par le point d'accès, les deux équipements commencent une série d'échanges de trames (FTM, ACK), permettant au terminal d'estimer le temps d'aller-retour (RTT) avec le point d'accès. Un *burst* FTM consiste en l'envoi par le point d'accès de plusieurs trames FTM, qui font toutes l'objet d'un accusé de réception par le terminal. Les

2. Nous l'appellerons le terminal

deux stations récupèrent les estampilles temporelles des envois et réception des trames. Le RTT est alors calculé comme suit :

$$RTT = (t_4 - t_1) - (t_3 - t_2) \quad (5.3)$$

où t_1 et t_2 représentent le moment où la trame FTM est envoyée par le point d'accès et reçue par le terminal, respectivement, et t_3 , t_4 , le moment où l'ACK est envoyé par le terminal et reçu par le point d'accès, respectivement. Comme avec le protocole **TWRP**, l'idée derrière cette approche est de relâcher l'exigence de synchronisation d'horloges entre les deux stations et de supprimer du temps total d'aller-retour, $(t_4 - t_1)$, le temps, $(t_3 - t_2)$, pris par le terminal pour traiter une trame FTM et répondre avec un ACK. Enfin, la distance entre les deux dispositifs est déduite du temps de vol (qui est la moitié du RTT) en multipliant ce dernier par la vitesse de la lumière. Le RTT d'une session FTM avec N *bursts* est estimée par la moyenne arithmétique du RTT de chaque burst.

$$RTT = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N RTT(i) \quad (5.4)$$

Pour finaliser le calcul, le standard prévoit des champs de position qui permettent à un point d'accès d'informer les stations de sa localisation géographique, afin de leur permettre de déterminer les leurs. Il s'agit des champs *Location Configuration Information (LCI)*³ et *Location Civic Report (LCR)*⁴ qui avaient été introduits pour un usage dans le cadre du protocole **DHCP**. Ces éléments sont inclus dans la réponse si la requête FTM les a sollicités.

Notons aussi que cet échange peut être effectué sans que le terminal n'ait à s'associer au point d'accès, ce qui lui permet d'effectuer des sessions FTM avec plusieurs points d'accès en parallèle afin de déterminer, par multilatération, sa position.

5.4.2 Les avantages du FTM

Bien que l'approche sous-jacente au protocole FTM ne soit pas nouvelle, quelques éléments déterminants lui donnent le potentiel de constituer un véritable tournant dans la localisation en intérieur fondée sur le WiFi.

1. **Un protocole normalisé.** Le principal avantage du protocole FTM est sans aucun doute sa normalisation par l'IEEE comme partie du standard WiFi. Elle fait de lui une solution qui sera progressivement déployée dans les bâtiments, au fur et à mesure que les constructeurs de matériel WiFi rendront leurs nouveaux équipements

3. Le champ LCI comprend des informations sur l'emplacement du point d'accès, par exemple les coordonnées géographiques (latitude/longitude), le numéro d'étage et la hauteur au-dessus de l'étage.

4. Le champ LCR contient l'adresse géographique du point d'accès, soit dans un format spécifique au constructeur, soit dans le format IETF RFC 4776 [224].

compatibles avec cet amendement, et sans aucun effort spécifique des propriétaires des lieux.

2. **Une implantation bas niveau.** D'un point de vue technique, FTM se démarque des solutions de la même famille du fait de son implantation bas niveau. En effet, compte tenu de sa standardisation, ce protocole est implanté de façon native directement dans la *firmware* des cartes WiFi qui le proposent, au plus près du matériel. De plus, ces cartes doivent disposer d'horloges ayant une résolution temporelle très fine pouvant atteindre le dixième de nanoseconde comme spécifié par le standard [193]. Ce sont ces raisons qui permettent à la *Wi-Fi Alliance* d'annoncer une précision de l'ordre du mètre pour ce protocole [225].
3. **Une adoption rapide et croissante par le marché.** Depuis sa standardisation en 2016, FTM est déjà, et de plus en plus, proposé par des plateformes matérielles et logicielles. La *Wi-Fi Alliance* a d'ailleurs créé, dès 2017, une nouvelle certification nommée *Wi-Fi CERTIFIED Location™* dont ont déjà bénéficié plusieurs produits des principaux fabricants d'équipements WiFi comme Intel, Broadcom, Qualcomm, Mediatek et Realtek [225]. Plusieurs téléphones mobiles sont compatibles et peuvent interagir avec de nombreux points d'accès à travers l'API *Wi-Fi RTT* du système d'exploitation Android⁵ [226], [227]. Nous pouvons ici citer, entre autres, les téléphones récents de marque *Google Pixel*, *Samsung Galaxy*, LG ou Xiaomi [226].

Ce sont ces caractéristiques intéressantes qui ont attiré les premiers travaux de recherche sur ce nouveau standard.

5.4.3 Les travaux de recherche avec le protocole FTM

Plusieurs travaux ont exploité le protocole FTM et ses caractéristiques prometteuses pour construire des systèmes de localisation en intérieur. Ils l'utilisent soit pour construire des systèmes appliquant la technique de trilatération [228], [229], soit dans des systèmes fusionnant ses résultats avec les données d'autres capteurs [230]-[232] ou d'autres techniques comme le *fingerprinting* [233] ou la triangulation [6]. D'autres travaux l'utilisent pour effectuer un positionnement collaboratif des nœuds d'un réseau sans fil [234], [235], qui peuvent aussi être les points d'accès intervenant plus tard dans la localisation des clients [236], [237].

En parallèle, les auteurs de [238] se sont intéressés à la sécurité de cet algorithme et ont montré qu'il pourrait être sensible aux mêmes attaques que le GPS, et ce malgré les précautions introduites dans l'amendement 802.11az⁶. Ils proposent comme solution à

5. Cette API a été introduite à partir d'Android 9 rendue publique en Août 2018.

6. Cet amendement, censé être rendu public en 2022, est bâti au dessus de la norme 802.11ax et prend en compte, entre autres, une meilleure gestion de la concurrence (avec du MIMO notamment) et des aspects de sécurité.

ces attaques de n'effectuer le calcul de distance qu'avec les points d'accès reconnus par l'infrastructure du bâtiment [238].

D'autres travaux, quant à eux, sont consacrés à l'étude des performances de cet algorithme dans différentes conditions expérimentales [239]-[241]. Ils exploitent les premiers matériels implantant ce standard pour mener des études expérimentales dans différentes conditions environnementales. Si en général, leurs mesures confirment les attentes – une erreur de l'ordre du mètre en scénario de ligne de vue directe (LOS pour *Line of Sight* en anglais) – ils observent également que la précision observée baisse dans les scénarios ligne de vue obstruée (NLOS pour *Non Line of Sight*). Cependant, aucune étude approfondie n'est menée pour comprendre les causes profondes de ce phénomène, qui peut être lié soit au ralentissement du signal dû à la permittivité relative de l'obstacle qu'il traverse, soit à la propagation par des chemins multiples.

Dans la section suivante, nous présentons quelques outils, utilisés dans la littérature, qui permettent d'identifier les chemins de propagation d'un signal WiFi et de quantifier leur importance. Nous utilisons également ces outils dans le chapitre suivant présentant notre étude expérimentale et notre solution (voir chapitre 6).

5.5 Résolution des chemins de propagation d'un signal WiFi

5.5.1 Les *Channel State Information*

Dans les systèmes sans fil, le signal qui arrive au niveau d'un récepteur n'est généralement pas exactement le même que le signal transmis, mais plutôt une version modifiée de ce signal. Ce signal original est en effet modifié (par exemple, atténué et réfléchi) par le canal qu'il emprunte avant d'atteindre le récepteur. Si l'on désigne par x le signal émis par l'émetteur, le signal y qui parvient au récepteur est donné par l'équation suivante :

$$y = H * x + n \quad (5.5)$$

Dans cette équation, la matrice H représente l'atténuation complexe et les décalages de phase subis par le signal lors de son passage dans le canal, et n le bruit ambiant, souvent supposé blanc, gaussien et de moyenne nulle. H est appelée *Channel State Information* (CSI) ou réponse fréquentielle du canal et représente l'état du canal entre l'émetteur et le récepteur.

Si la communication a lieu entre N_{Tx} antennes émettrices (ou, plus précisément, N_{Tx} flux spatiaux) et N_{Rx} antennes réceptrices, sur un canal comportant N_{Sub} sous-porteuses, alors H est une matrice complexe de dimension $N_{Tx} \times N_{Rx} \times N_S$ où chaque élément $H(l, m, n)$ représente le facteur de modification du signal sur la n -ième sous-porteuse lors du passage de la l -ième antenne émettrice à la m -ième antenne réceptrice. Dans les systèmes à modulation OFDM comme le WiFi, ces CSI doivent être estimés pour chaque paquet

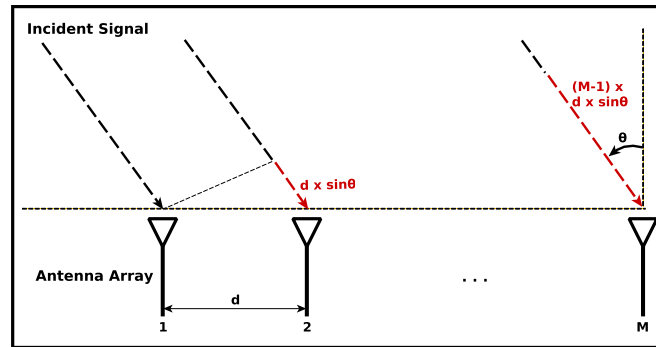


FIGURE 5.4 Principe de l'algorithme MUSIC

reçu, afin d'inverser l'effet du canal avant de réellement procéder à la démodulation du signal reçu. De nombreux travaux de recherche [19]-[23], [206]-[209] ont utilisé les CSI dans leurs solutions car leur traitement peut donner des informations utiles sur la propagation du signal, y compris son temps de vol (ToF), son angle d'arrivée (AOA pour *Angle of Arrival*) et la puissance reçue en fonction du temps (PDP pour *Power-Delay Profile*). Ces informations peuvent être obtenues, notamment, à travers des algorithmes comme l'algorithme MUSIC.

5.5.2 L'algorithme MUSIC : Estimation de l'angle d'arrivée et du temps de vol d'un signal

Il existe de nombreux algorithmes permettant d'estimer les angles d'arrivée et les temps de vol des signaux entrants au niveau d'un réseau d'antennes [19], [208], [242]-[247]. Ils se fondent tous sur les variations prévisibles des propriétés d'un signal électromagnétique lorsqu'il provient d'un endroit spécifique, notamment les décalages de phase observés entre les mesures au niveau des sous-porteuses de la communication et des antennes du système de réception. Dans cette section, nous nous concentrons sur la présentation de l'algorithme MUSIC (pour *MUltiple SIgnal Classification*) [23] car c'est celui que nous utilisons dans notre solution.

L'intuition clé de l'algorithme MUSIC, illustrée sur la figure 5.4, est la suivante. Un signal qui atteint un réseau d'antennes linéaire uniforme avec un angle θ par rapport à la normale à la ligne formée par les antennes atteindra d'abord une antenne, et devra parcourir des distances supplémentaires avant d'atteindre les autres. Si l'on désigne par d la distance physique qui sépare deux antennes consécutives, la distance supplémentaire à parcourir avant d'atteindre la deuxième antenne est égale à $d \times \sin(\theta)$. Cette distance supplémentaire à parcourir introduira un déphasage prévisible de

$$\Delta\Phi(\theta) = -2\pi f d \sin(\theta)/c \quad (5.6)$$

où f est la fréquence du signal et c est la vitesse de la lumière.

De façon similaire, pour un temps de vol donné, une différence en termes de fréquence du signal produit une différence de phase au niveau du système de réception. Deux signaux qui atteignent une antenne après avoir voyagé pendant un temps τ atteindront cette antenne avec une différence de phase prévisible de

$$\Delta\Omega(f_i, f_j) = -2\pi \times (f_j - f_i)\tau \quad (5.7)$$

où f_j et f_i sont les fréquences de ces signaux. Cela signifie qu'en connaissant les mesures du signal sur différentes antennes et différentes sous-porteuses d'une bande WiFi OFDM, il est possible de déterminer les angles d'arrivée et temps de vol sur différents chemins de propagation, respectivement. L'algorithme MUSIC utilise cette propriété pour construire un modèle capable d'estimer ces informations sur la base des CSI correspondant à la communication.

Il existe plusieurs versions de cet algorithme, destinées soit à la résolution des angles d'arrivée uniquement [248], soit des temps de vol uniquement [23], soit encore des deux informations de façon conjointe [19]. Comme nous ne nous sommes intéressés qu'au temps de vol, dans notre étude, nous utilisons la version de [23]. Elle prend en entrée les CSI correspondant à la communication et renvoie un spectre indiquant la puissance du signal perçu à chaque instant par le récepteur, un *Power-Delay Profile*. A partir d'un tel spectre, les chemins de propagation peuvent être identifiés en prenant les pics du spectre. Cela donne une estimation de leurs temps de vol et de leur puissance.

5.6 Notre positionnement

Notre travail porte sur l'algorithme FTM. Contrairement aux travaux qui en évaluent les performances ou qui l'utilisent tel quel, nous menons une étude expérimentale approfondie sur les causes de son imprécision en absence de ligne de vue directe. Nous proposons ensuite une solution combinant l'algorithme MUSIC au FTM pour produire un calcul de distance précis même dans ces conditions NLOS.

FUSIC : SE LOCALISER EN INTÉRIEUR AVEC LE STANDARD WiFi-FTM

La standardisation récente par l'IEEE du protocole *Fine Timing Measurement* (FTM), une approche de calcul de distance par temps de vol fondée sur le WiFi, permet de faire le pont entre la littérature très riche sur la localisation en intérieur et l'adoption jusque-là timide par le marché. Cependant, les expériences menées avec les premières cartes implantant FTM montrent une précision de l'ordre du mètre en LOS mais qui chute brutalement dans les scénarios NLOS). Dans ce chapitre, nous présentons FUSIC, une approche qui étend la précision de FTM dans ce contexte, sans modifier le standard. Pour cela, FUSIC combine les résultats de FTM et de l'algorithme MUSIC – tous les deux erronés quand la ligne de vue est obstruée – pour restituer une estimation correcte de la distance séparant les deux équipements. Des expériences menées dans 4 environnements montrent que a) FUSIC étend la précision de FTM en ligne de vue aux conditions de non ligne de vue – atteignant ainsi son but premier ; et b) améliore significativement la capacité de FTM à fournir de la localisation en intérieur de haute précision.

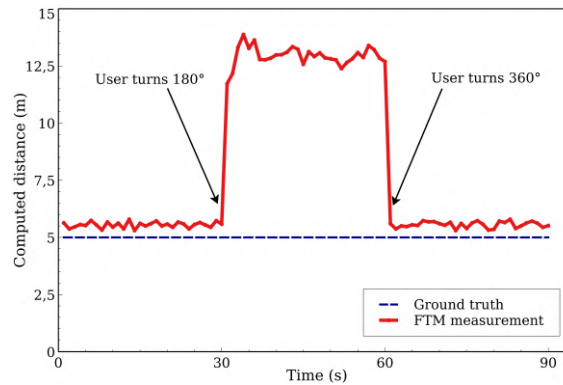


FIGURE 6.1 Estimation de distance avec FTM. Vérité terrain à 5 m

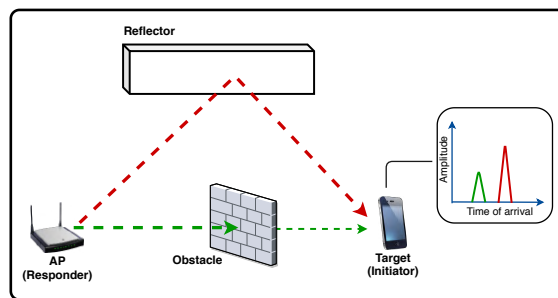


FIGURE 6.2 Problème des trajets multiples

6.1 Le FTM, son problème de multi-chemin et MUSIC

Selon la *WiFi Alliance*, FTM devrait permettre d'obtenir une précision de l'ordre du mètre [225]. Cependant, une étude récente [239] a montré que si cette affirmation est généralement vraie dans le cas de LOS, ce n'est pas le cas dans les scénarios NLOS.

Prenons le cas simple d'un utilisateur se tenant à 5 m d'un point d'accès et calculant la distance qui le sépare de ce dernier à travers le protocole FTM. La figure 6.1 montre que, pour les premières 30 s, alors que l'utilisateur fait face au point d'accès et que la ligne de vue est claire, FTM estime presque parfaitement la distance entre l'utilisateur et le point d'accès. Il suffit cependant que l'utilisateur tourne de 180°, obstruant ainsi la ligne de vue entre le client et le point d'accès, pour que la précision de FTM s'effondre (erreur allant jusqu'à 8,9 m). A partir de l'instant $t = 30$ s et jusqu'à $t = 60$ s, le signal sur le chemin direct est perturbé par la présence de l'utilisateur qui agit désormais comme un obstacle. A première vue, le problème est dû à la présence d'obstacles et de trajets multiples, inhérents aux environnements en intérieur. Comme l'illustre la figure 6.2, le signal réfléchi peut être plus fort que le signal direct, ce qui amène le terminal à considérer la longueur du chemin réfléchi comme la distance au point d'accès.

Aussi simple et claire que cette explication puisse paraître, la réalité, surtout sur du matériel réel, est, comme nous le montrons dans ce qui suit, plus nuancée. Les questions

laissées sans réponse dans [239], incluent : 1) comment les multiples instances du signal transmis et leurs puissances relatives agissent-elles sur la précision de FTM, et 2) les obstacles jouent-ils un rôle supplémentaire dans l'imprécision observée ? En effet, lorsqu'elles traversent des obstacles, les ondes électromagnétiques sont ralenties par un facteur qui dépend de la *permittivité relative* de ces obstacles, ce qui entraîne des erreurs potentielles. Toutefois, l'impact de ces différentes sources d'erreur – multi-chemin et permittivité relative – sur FTM dans des scénarios typiques n'a pas été étudié jusque là.

Enfin, étant donné que les limites de FTM impliquent entre autres une propagation par trajets multiples, l'utilisation des algorithmes tels que MUSIC peut sembler être l'approche naturelle pour résoudre ces chemins de propagation et calculer le temps de vol du trajet direct. Malheureusement, de nombreuses études ont montré que MUSIC est peu performant sur le matériel WiFi [19]-[21]. Ce que l'on ignore, en revanche, c'est dans quelle mesure, le cas échéant, MUSIC peut contribuer à améliorer la précision de FTM.

Pour répondre à ces questions, nous effectuons une analyse dirigée par l'expérimentation en utilisant du matériel standard (voir section 6.3.2 pour une description complète de notre banc d'essai). Les leçons apprises aideront à la conception de notre solution, FUSIC, présentée dans la section 6.2.

Dans cette série d'expérimentations, nous utilisons un ordinateur portable comme terminal et non pas un téléphone portable, en raison de quelques contraintes liées au matériel. En effet, bien qu'ils répondent aux requêtes FTM qui leur sont envoyées, tout comme plusieurs des points d'accès au moment où nous réalisons ces expériences, les points d'accès que nous utilisons (routeurs Asus Wireless-AC1300 RT-AC58U, voir section 6.3.2) n'annoncent pas leur prise en charge du protocole FTM dans les trames *beacon*. Ceci a pour effet de rendre impossibles les échanges avec l'API WiFi-RTT d'Android qui respecte à la lettre le standard sur cet aspect en imposant cette annonce préalable par le point d'accès. En revanche, nous utilisons un outil en ligne de commande qui nous permet d'effectuer sans restrictions des échanges FTM, ce qui nous permet d'effectuer plus librement des observations qui restent vraies et applicables à tous les équipements proposant ce standard, y compris les smartphones.

6.1.1 Identification du problème

Ligne de vue directe. Pour établir une base de référence, nous commençons notre analyse par le cas simple où il existe une ligne de vue directe entre les équipements. Nous plaçons les deux stations dans un long couloir et estimons la distance avec FTM tout en faisant varier la distance réelle entre elles de 1 à 60 m. Chaque expérience est répétée plusieurs fois, et nous prenons comme résultat la moyenne arithmétique et l'écart-type de toutes les expériences. Comme attendu, la figure 6.3 montre que FTM donne de très bons résultats dans cette situation, avec une erreur d'estimation moyenne de 0,76 m et un 90ème percentile de 1,56 m.

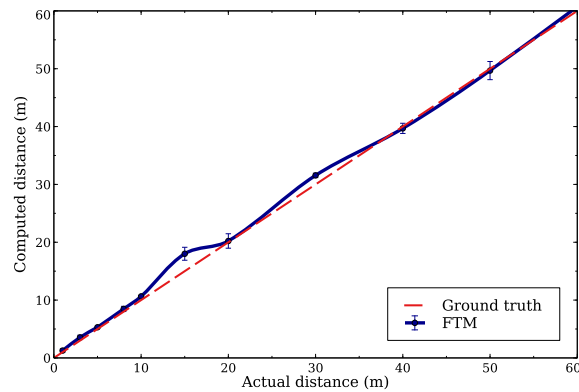
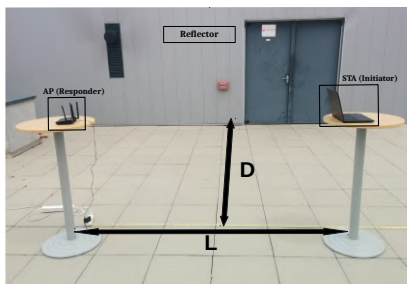
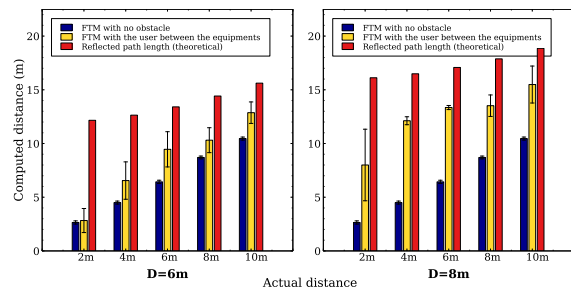


FIGURE 6.3 Précision de FTM dans des scénarios LOS



(a) Configuration expérimentale semi-contrôlée avec multi-chemin



(b) Estimation de la distance avec FTM ainsi que la longueur réelle du chemin réfléchi

FIGURE 6.4 Précision de FTM dans différents contextes : LOS ou NLOS

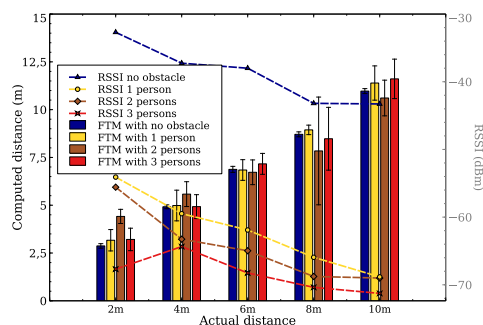
Ligne de vue obstruée en présence de trajets multiples. Pour évaluer la précision de FTM dans les scénarios NLOS, nous avons mis en place l'expérience suivante, illustrée dans la figure 6.4a. Nous plaçons les deux stations dans une configuration où il existe un réflecteur (un mur) près d'elles. L'expérience se déroule sur la terrasse du dernier étage d'un immeuble de l'université, de façon à ce qu'il n'y ait pas de réflecteur ni au-dessus des équipements ni derrière le photographe. La distance entre les deux stations, L , varie de 2 m à 10 m par pas de 2 m. La distance au réflecteur, D , varie entre deux valeurs : 6 m et 8 m. Pour chaque valeur de L et de D , nous effectuons des expériences en utilisant deux configurations : une avec une ligne de vue directe et une autre avec une personne debout entre les deux stations.

La figure 6.4b montre les résultats obtenus. L'observation directe est que FTM est imprécis lorsque la ligne de vue est obstruée – l'erreur atteint 3,03 m pour $D = 6$ m et 7,62 m pour $D = 8$ m.

Une observation plus subtile est que, dans les configurations NLOS, FTM ne renvoie pas la longueur du chemin réfléchi. Dans la figure 6.4b, nous avons ajouté la longueur géométrique (valeur théorique) du chemin réfléchi, que nous pouvons calculer car nous sommes dans une configuration expérimentale semi-contrôlée avec un seul réflecteur. Les



(a) Configuration expérimentale en milieu ouvert



(b) Performances de FTM pour différents nombres d'obstacles (personnes) ainsi que RSSI observé.

FIGURE 6.5 Expériences dans un environnement sans trajets multiples (stade de football)

données montrent que le résultat de FTM se situe entre la valeur du chemin direct et la valeur théorique du chemin réfléchi. Dans la section 6.1.2, nous explorons les causes de cette observation et utilisons les résultats pour construire notre solution.

Ligne de vue obstruée sans trajets multiples. Nous réalisons ensuite des expériences similaires dans un espace extérieur ouvert (absence de multi-trajet) afin de vérifier la source des erreurs FTM dans les conditions NLOS : effet de trajets multiples ou permittivité relative de l'obstacle sur le chemin direct. À cette fin, nous effectuons des mesures FTM à différentes distances, tout en faisant varier le nombre p de personnes entre les deux équipements, $p \in \{0, 1, 2, 3\}$. La figure 6.5a montre la configuration expérimentale avec une personne comme obstacle. Dans ces expériences, nous enregistrons également la puissance du signal reçu (RSSI) pour observer comment la puissance du signal varie avec le nombre de personnes obstacles. Comme on peut le voir sur la figure 6.5b, alors que la puissance du signal est considérablement affectée, l'insertion de personnes en tant qu'obstacles sur le chemin direct a un effet négligeable sur l'estimation de la distance lorsqu'il n'y a pas de trajets multiples. Cela montre clairement que l'effet de la permittivité relative est négligeable et que nos observations lorsqu'il y a un réflecteur sont principalement dues à la propagation par trajets multiples.

6.1.2 L'origine du problème dans les situations de trajets multiples

Pour mieux comprendre les causes fondamentales de la faible précision de FTM en présence de trajets multiples, nous nous plaçons dans l'environnement expérimental semi-contrôlé à trajets multiples de la figure 6.4a, avec $L = 5$ m et $D = 8$ m. Nous réalisons une série d'expériences faisant intervenir jusqu'à 8 volontaires pour servir d'obstacles. Nouveauté de cette série d'expériences, nous ajoutons près du point d'accès un ordinateur équipé d'une carte WiFi Intel 5300 WiFi et exécutant l'outil Linux CSI [249] pour enregistrer l'état du canal (les CSI, voir section 5.5.1) pendant l'expérience.

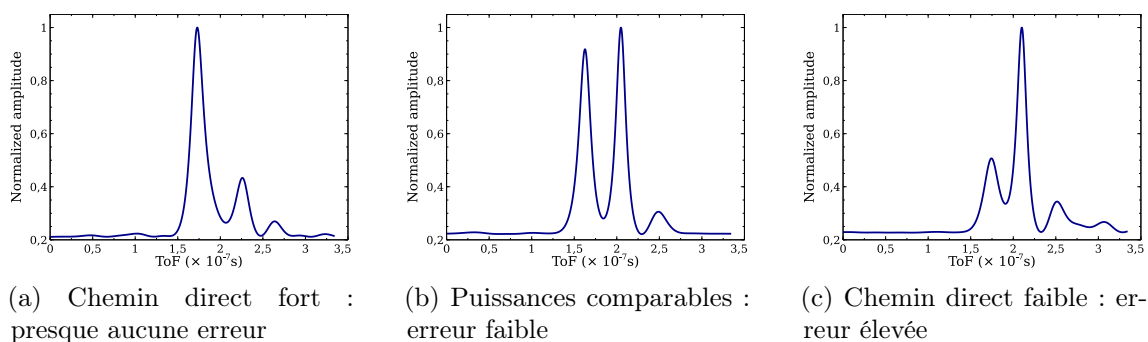


FIGURE 6.6 Spectres MUSIC normalisés dans trois situations différentes

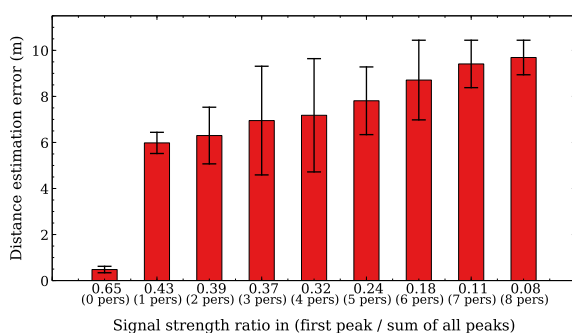


FIGURE 6.7 Erreur en fonction de la puissance relative du chemin direct

Nous commençons notre analyse en cherchant à comprendre les résultats de FTM au niveau signal. Nous plaçons les deux appareils FTM dans trois situations différentes : courte distance ($L = 2m$) et ligne de vue dégagée, distance moyenne ($L = 6m$) et ligne de vue obstruée (une personne), et longue distance ($L = 10m$) et ligne de vue très obstruée (2 personnes). En plus des données FTM, nous collectons les CSI et utilisons l'algorithme MUSIC pour analyser la puissance reçue en fonction du temps (PDP).

Les données pour la première configuration, figure 6.6a, sont conformes aux attentes : dans le cas LOS, la trajectoire directe est dominante et l'erreur négligeable. D'autre part, les données de la figure 6.6b et de la figure 6.6c permettent une compréhension plus nuancée de ce qui se passe en situation NLOS. La précision de FTM n'est pas une simple fonction de l'existence ou non d'une ligne de vue directe, elle dépend plutôt de la puissance du signal direct par rapport à celle du signal réfléchi. Lorsque le signal direct a une puissance similaire à celle du signal réfléchi, figure 6.6b, FTM reste raisonnablement précis. Ceci n'est pas le cas lorsque le signal réfléchi est nettement plus fort, figure 6.6c.

Pour conforter ces résultats, nous réalisons une nouvelle série d'expériences dans lesquelles nous modifions le niveau d'obstruction en faisant se tenir jusqu'à 8 volontaires entre les deux dispositifs FTM, avec $L = 5m$ et $D = 8m$. La figure 6.7 montre l'erreur de FTM en fonction de ce que nous définissons comme le rapport de puissance du signal. Il s'agit de la puissance du signal direct par rapport à la puissance combinée de tous les signaux

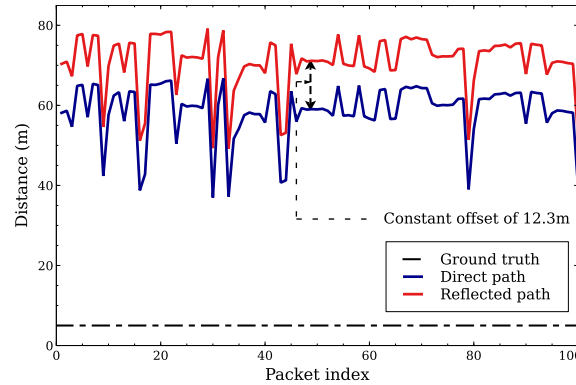


FIGURE 6.8 Estimation de distance fondée sur les CSI. Vérité terrain à 5 m

atteignant le récepteur. Formellement, nous définissons ce rapport de puissance du signal comme suit :

$$\frac{P(\tau_1)}{\sum_{k=1}^K P(\tau_k)} \quad (6.1)$$

Comme nous pouvons le voir sur la figure 6.7, l'erreur de FTM dépend de la puissance sur le chemin direct par rapport à celle des chemins réfléchis. Nous exploitons cette observation dans la section 6.2 dans le cadre de notre solution pour corriger les erreurs de FTM.

6.1.3 MUSIC et le problème de l'imprécision

Nous évaluons la capacité de MUSIC à estimer avec précision le temps de vol en utilisant les CSI des cartes réseau WiFi disponibles sur le marché. Pour ce faire, nous plaçons une station WiFi et un point d'accès à une distance de 5 m l'un de l'autre. La station transmet une série de 100 paquets tandis que le point d'accès enregistre les CSI de chacun de ces paquets. L'expérience est réalisée à l'intérieur avec un réflecteur à 8 m de la ligne de vue entre la station et le point d'accès. Dans ce contexte, nous nous attendons, par calcul géométrique, à obtenir deux chemins de longueurs respectives 5 m et 16,8 m. Nous appliquons MUSIC aux CSI obtenus pour chaque paquet et considérons les délais du premier et du deuxième pic comme le temps de vol estimé pour le chemin direct et le chemin réfléchi, respectivement. Nous convertissons le temps de vol en distance par multiplication par la vitesse de la lumière.

La figure 6.8 montre que l'erreur d'estimation de la distance est importante, variant entre 32 m et 61,8 m. Cela correspond à environ 12 fois la distance réelle, en moyenne. Ces observations sont cohérentes avec les résultats obtenus par de précédentes études portant sur la capacité à déduire des temps de vol à partir des CSI collectés sur du matériel ordinaire du marché [20], [21]. De plus, les valeurs calculées par MUSIC sont très variables d'un paquet à l'autre (6,9 m d'écart type), rendant inefficace toute calibration statique (qui consiste à faire la moyenne de l'erreur et à la retirer des estimations suivantes).

En réalité, l'erreur des résultats de MUSIC n'est pas due à l'algorithme lui-même,

mais plutôt aux CSI qu'il prend en entrée. Sur des CSI parfaits, il donnerait des résultats tout aussi corrects. En effet, comme le soulignent de nombreux travaux [19]-[22], [207], [209], les CSI que nous obtenons à partir des cartes réseau sans fil du matériel sur étagère ne capturent pas seulement l'effet du canal sur le signal transmis, mais aussi l'effet du traitement du signal dans le circuit de la carte. Le matériel n'étant pas parfait, ce traitement du signal introduit certaines erreurs, dues notamment à un certain nombre de phénomènes de la couche physique, incluant le retard de détection du paquet, le décalage de la fréquence de la porteuse, le décalage de la synchronisation des symboles et le décalage de la fréquence d'échantillonnage. Ces erreurs provoquent des déphasages supplémentaires sur chaque entrée de la matrice CSI mesurée. C'est la raison pour laquelle, peu importe l'algorithme utilisé, la résolution du temps de vol à partir de ces CSI produit toujours des résultats erronés.

Néanmoins, la figure 6.8 met en évidence une observation très intéressante. Bien que les distances estimées des chemins directs et réfléchis soient fortement erronées, la différence entre les longueurs des deux chemins est la même pour les 100 paquets et correspond à la différence réelle des longueurs de chemin. Dans cette expérience particulière, nous observons une différence presque constante de 12,3 m. Cette observation a également été soulignée par d'autres travaux [19]-[21], [207]. Nous en tirons parti dans la conception de FUSIC, notre solution présentée dans la section suivante.

6.2 FUSIC

Dans cette section, nous présentons FUSIC, un algorithme qui fusionne FTM et MUSIC afin de fournir une localisation précise même en présence de multi-trajet. FUSIC prend en entrée le résultat de FTM, potentiellement erroné, et la matrice des CSI, et renvoie la distance entre deux équipements WiFi. FUSIC ne nécessite aucune modification de la norme ni des points d'accès et peut être mis en œuvre en tant qu'application sur l'appareil de l'utilisateur. Pour ce faire, FUSIC doit relever deux défis majeurs. Tout d'abord, il doit identifier quand FTM se trompe en calculant la distance sur la base du signal réfléchi. Deuxièmement, lorsque FTM se trompe, il doit relever le défi de corriger l'erreur et de rétablir la longueur du chemin direct.

L'intuition clé à l'origine de la conception de FUSIC est que FTM est induit en erreur lorsque le chemin direct n'est pas le chemin dominant (voir section 6.1.2, figure 6.6). MUSIC, quant à lui, fournit le profil puissance-délai de tous les chemins, ce qui permet d'identifier quand le chemin direct n'est pas le chemin dominant. La fusion des deux peut ouvrir la voie à une approche permettant d'identifier les cas où FTM est incorrect et de corriger ses résultats si nécessaire. Cependant, transformer cette intuition en une solution pratique répondant à nos deux principaux défis n'est pas simple. Tout d'abord, comme le montrent nos données (figure 6.6b), FTM peut renvoyer des estimations de distance peu erronées même si le chemin direct n'est pas le chemin dominant. Dans ce cas, essayer d'effectuer une

Algorithm 2: FUSIC

Input: csi_matrix : The measured CSI matrix
 d_{ftm} : The distance measured by FTM
Output: d_{fusic} : The corrected distance estimation

- 1 Identify the dominant paths using MUSIC algorithm
 $\{(t_k, P_k)\}_{1 \leq k \leq K} = \text{music_spectrum}(csi_matrix)$, with t_k and P_k being respectively resolved ToF and Power of path k ;
- 2 Compute the relative strength of direct path with respect to others as

$$R = \frac{P(\tau_1)}{\sum_{k=1}^K P(\tau_k)} ;$$
- 3 **if** $R \geq R_{threshold}$ **then**
- 4 | Conserve the FTM distance estimate $d_{fusic} = d_{ftm}$;
- 5 **else**
- 6 | Compute the mean excess delay as $\bar{\tau} = \frac{\sum_{k=1}^K P(\tau_k)(\tau_k - \tau_1)}{\sum_{k=1}^K P(\tau_k)} ;$
- 7 | Compute the corrected distance estimate as $d_{fusic} = d_{ftm} - \bar{\tau} \times c$, with
 $c \approx 3 \times 10^8 \text{ m s}^{-1}$ being the speed of light;
- 8 **end**
- 9 **return** d_{fusic} ;

correction peut conduire à des résultats plus mauvais. Deuxièmement, même si l'on sait que le résultat de FTM est erroné, il n'est pas simple de prédire comment l'améliorer en le fusionnant avec MUSIC, qui est lui-même très imprécis.

Dans la suite, nous montrons comment FUSIC, résumé dans l'algorithme 2, relève ces défis et nous décrivons les principales contributions de cet algorithme.

6.2.1 Détecter quand FTM a besoin de correction

Comme l'ont montré nos données de mesure dans la section 6.1.2, figure 6.6, la question de savoir si le résultat de FTM est correct ne peut être réduite au simple fait de savoir si le chemin direct est dominant ou non. Il existe des cas où le chemin direct n'est pas dominant et pourtant FTM renvoie des résultats précis. Par conséquent, décider du moment où il faut corriger FTM est plus difficile qu'il n'y paraît à première vue.

Pour relever ce défi, FUSIC introduit un nouveau paramètre, R , qui quantifie la contribution du chemin direct relativement au spectre global de MUSIC (ligne 2, Algorithme 2). R est défini comme suit :

$$R = \frac{P(\tau_1)}{\sum_{k=1}^K P(\tau_k)} \quad (6.2)$$

et est similaire à la métrique $lfactor$ utilisée dans CUPID [206].

Lorsque la valeur de R est supérieure à un seuil, $R_{threshold}$, FUSIC n'effectue aucune correction (ligne 4, algorithme 2). Sinon, il déclenche l'algorithme de correction présenté dans la section 6.2.2. La sélection de la bonne valeur pour $R_{threshold}$ nécessite de rechercher un compromis intéressant : Si le seuil est trop bas, FUSIC peut altérer les mesures FTM

précises, ce qui entraîne des erreurs inutiles. En revanche, si elle est trop élevée, FUSIC risque de ne pas corriger des mesures FTM erronées. Dans notre prototype, nous avons choisi la valeur de $R_{threshold}$ pour être conservateur dans le sens d'appliquer l'algorithme de correction des erreurs moins fréquemment. Les évaluations menées dans la section 6.3, utilisant $R_{threshold} = 0.5$, montrent que notre approche conduit à des améliorations significatives.

6.2.2 Correction du résultat de FTM

Pour présenter notre algorithme de correction d'erreurs, nous considérons d'abord un cas particulier et l'utilisons comme tremplin pour présenter notre algorithme dans le cas général.

Correction d'erreur pour un cas particulier. Commençons par examiner le cas particulier dans lequel il n'existe que deux chemins de propagation entre un client et un point d'accès : un chemin direct fortement obstrué et un chemin réfléchi. Ce cas correspond à ce que nous avons observé dans la figure 6.6c. Dans ce cas, FTM affichera la longueur de la trajectoire réfléchi. L'erreur de FTM peut être exprimée comme la différence entre son résultat et la longueur du chemin direct qu'il devait estimer. L'idée derrière FUSIC est de tirer parti de l'algorithme MUSIC pour estimer l'erreur de FTM et ainsi corriger sa sortie. Le défi est de savoir comment MUSIC, erroné sur le matériel WiFi, peut aider à estimer l'erreur de FTM, qui fonctionne en fait mieux.

Pour relever ce défi, nous nous appuyons sur une observation clé que nous avons faite dans la section 6.1.3 : malgré l'imprécision de MUSIC, la différence entre les temps de vol estimés (et donc les distances) obtenus par cet algorithme pour deux chemins quelconques est en fait plutôt bonne. Par conséquent, FUSIC peut utiliser les estimations imprécises du temps de vol sur les chemins de propagation résolus par MUSIC pour estimer l'erreur de mesure commise par FTM.

$$\bar{d}_\epsilon = (\tau_{réfléchi} - \tau_{direct}) \times c \quad (6.3)$$

où τ_{direct} et $\tau_{réfléchi}$ sont les estimations de temps de vol sur les chemins direct et réfléchi, respectivement. $c \approx 3 \times 10^8 \text{ m s}^{-1}$ représente la vitesse de la lumière. Le chemin direct est sélectionné à partir du spectre MUSIC comme étant celui avec le temps de vol minimal. Avec la connaissance de \bar{d}_ϵ , FUSIC calcule une valeur du temps de vol du chemin direct en soustrayant cette valeur de la mesure de distance FTM :

$$d_{fusic} = d_{ftm} - d_\epsilon \quad (6.4)$$

Algorithme dans le cas général. Dans le cas général, il peut y avoir plusieurs chemins de propagation entre un client et un point d'accès. Dans de telles circonstances, comme nous l'avons observé dans la section 6.1.1, figure 6.4b, les mesures de FTM ne reflètent pas

nécessairement la longueur d'un chemin de propagation particulier. Au contraire, FTM renvoie une valeur entre la longueur du chemin direct et celle du chemin réfléchi. De plus, les erreurs de FTM augmentent à mesure que le signal du chemin direct devient plus faible par rapport aux signaux réfléchis (figure 6.7). Nous remarquons également que la mesure de FTM augmente lorsque la puissance du signal sur le chemin direct diminue, ce qui signifie également que les chemins réfléchis deviennent relativement plus importants.

Nous modélisons ce phénomène en considérant que le résultat de FTM n'est pas la longueur d'un chemin réfléchi réel mais celle d'un *chemin virtuel* dont la longueur est influencée par les longueurs et les puissances relatives des chemins de propagation dominants. Par conséquent, FUSIC prend en compte toutes les différences de longueur de chemin par rapport au chemin direct calculé par MUSIC et leur attribue un poids proportionnel à leur niveau de puissance. L'erreur de mesure de FTM estimée, $\bar{\tau}$, en termes de temps de vol ($= \bar{d}_\epsilon/c$), est ensuite calculée comme la moyenne pondérée des différences de temps de vol par rapport à celui du chemin direct (ligne 6, algorithme 2) :

$$\bar{\tau} = \frac{\sum_{k=1}^K P(\tau_k)(\tau_k - \tau_1)}{\sum_{k=1}^K P(\tau_k)} \quad (6.5)$$

une quantité également désignée sous le nom de délai en excès moyen (*mean excess delay* en anglais) [250], [251]. FUSIC supprime finalement l'effet de l'erreur (ligne 7, algorithme 2) et produit une estimation de la distance corrigée comme suit :

$$d_{fusic} = d_{ftm} - \bar{\tau} \times c \quad (6.6)$$

6.3 Évaluation des performances

Après une présentation rapide d'un prototype de FUSIC, cette section se concentre ensuite sur les résultats. Nous évaluons d'abord sa précision dans le calcul de distance entre deux équipements WiFi, puis son utilisation pour la localisation en intérieur. Pour ce cas d'utilisation, nous mettons en œuvre un algorithme classique de trilatération non linéaire qui consiste en un problème d'optimisation des moindres carrés [215]. Pour toutes les expériences, nous comparons FUSIC avec le FTM de base.

6.3.1 Implantation de FUSIC

L'un des atouts de FUSIC est qu'il ne nécessite aucune modification de la norme. Il prend simplement le résultat de FTM et le traite à l'aide des connaissances acquises sur la base des CSI. Il existe de nombreuses façons de mettre en œuvre FUSIC : soit en tant qu'application au niveau de l'espace utilisateur, soit au préalable dans le pilote ou le *firmware* de la carte sans fil (directement par les fabricants d'équipements) de manière à être totalement transparent pour les applications des couches supérieures. La figure 6.9

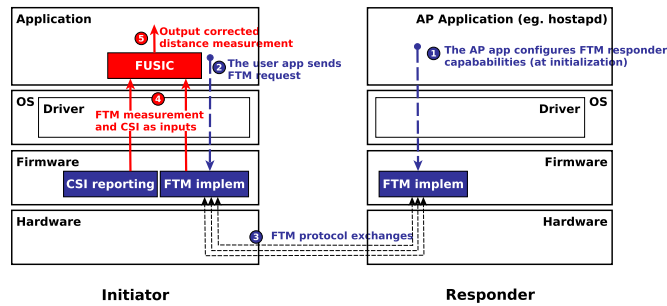


FIGURE 6.9 Un exemple d'implantation de FUSIC, dans le pilote de la carte sans fil du terminal



FIGURE 6.10 Mise en place expérimentale : le système de réception

montre un exemple d'une telle mise en œuvre qui s'adapte bien aux besoins de localisation en intérieur. Dans ce cas de figure, FUSIC, mis en œuvre au niveau de la couche applicative, intercepte le résultat de FTM et effectue la correction éventuelle avant de réellement utiliser les résultats. Notre prototype suit ce choix d'implantation.

6.3.2 Mise en place expérimentale

Matériel. Notre dispositif expérimental est similaire à la plateforme ouverte utilisée par les auteurs de [239]. Nous utilisons un ordinateur portable Dell Latitude 5480 équipé d'une carte WiFi Intel 8260 comme terminal et trois routeurs Asus Wireless-AC1300 RT-AC58U avec le chipset Qualcomm IPQ4018 comme points d'accès. Les chipsets Intel 8260 et Qualcomm IPQ4018 sont tous deux compatibles FTM et bénéficient de la certification *Wi-Fi Location* de la Wi-Fi Alliance [225]. Toutes les stations utilisent une largeur de bande de 80 MHz et une fréquence dans la bande 5 GHz car c'est la configuration qui fournit les meilleurs résultats (voir section 6.3.3). Pour simplifier le processus d'expérimentation, nous choisissons d'exécuter FUSIC du côté du routeur plutôt que du client comme cela devrait être le cas en pratique (voir figure 6.9). Cette configuration n'a pas d'impact sur les résultats

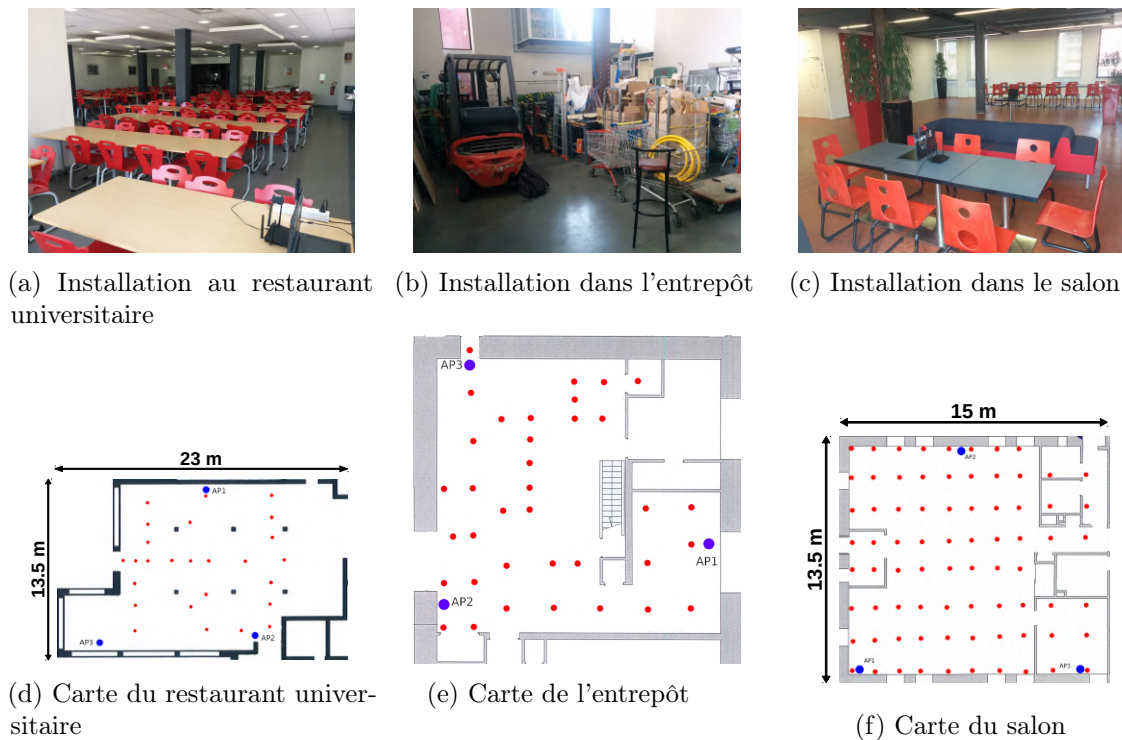


FIGURE 6.11 Mise en place expérimentale : les environnements d'évaluation

car les données CSI et FTM sont les mêmes des deux côtés. Sachant que les routeurs de notre banc d'essai n'autorisent pas l'obtention des CSI, nous émuloons un point d'accès ayant les capacités FTM+CSI en juxtaposant près de chaque routeur un dispositif qui autorise la remontée des CSI (voir figure 6.10). Nous utilisons à cet effet des ordinateurs Dell Vostro 15 série 3000, équipés de cartes WiFi Intel 5300 et exécutant l'outil *Linux CSI Tool* [249] pour cette obtention des CSI. FUSIC est écrit en langage de programmation MATLAB et est exécuté hors ligne sur une machine dédiée. Notons qu'une telle combinaison de dispositifs pour permettre la mesure des CSI dans les travaux de recherche n'est pas nouvelle [206]. Nous pensons également que la remontée des CSI deviendra une fonctionnalité courante dans les nouveaux pilotes de cartes WiFi, car de nombreuses nouvelles applications en dépendent. Le pilote *iwlfwifi* des cartes WiFi Intel, par exemple, a déjà intégré la remontée des CSI comme une fonctionnalité à venir pour ses prochaines versions [252].

Logiciel. Le terminal utilise le système d'exploitation Ubuntu 16.04 avec le noyau Linux 4.14.0 et une version modifiée [239] de la version LinuxCore30 du pilote *iwlfwifi* d'Intel. En ce qui concerne les routeurs, ils fonctionnent sous OpenWrt snapshot r1834-0f04829 avec le noyau Linux 4.9.86 qui inclut les pilotes et *firmware Qualcomm Atheros ath10k* compatibles avec FTM. Pour l'initiation des requêtes FTM, nous utilisons une version modifiée de l'outil en ligne de commande *iw* dans laquelle la prise en charge du protocole FTM a été

ajoutée¹. Toutes les mesures sont répétées 30 fois et nous en retenons la moyenne. Enfin, pour s'assurer d'évaluer le cas des communications omnidirectionnelles (cas le plus courant), nous nous assurons que la formation de faisceau (*beamforming*) est désactivée pendant toutes les expériences en réglant, du côté des points d'accès, les paramètres du pilote `ath10k` en conséquence.

Environnements d'évaluation. Nous évaluons FUSIC dans quatre contextes environnementaux. Le premier contexte, qui est un contexte synthétique, est la configuration semi-contrôlée présentée dans la section 6.1 et résumée à travers la figure 6.4a. Les trois autres environnements sont des pièces de bâtiments, représentant des environnements réalistes d'utilisation : un restaurant universitaire (23 m × 13,5 m, figure 6.11a), un entrepôt technique (13 m × 12,5 m figure 6.11b), et un salon (15 m × 13,5 m, figure 6.11c). Les figures 6.11d, 6.11e et 6.11f montrent respectivement les plans de ces différentes salles. Les trois points d'accès ont des positions fixes dans les environnements et sont représentés par des cercles bleus sur les cartes. Concernant le terminal, nous avons utilisé plusieurs positions dans chaque salle (représentées par les cercles rouges sur les cartes), pour un total de 122 emplacements cibles testés. En plus de l'utilisateur tenant le dispositif cible, ces environnements en intérieur comprennent deux autres personnes marchant, se tenant debout et s'asseyant de manière aléatoire au cours de l'expérience. La vérité terrain est obtenue à l'aide d'un ruban de mesure de 30 m de long.

6.3.3 Calibrage du matériel

Bâti au dessus de la norme 802.11ac (souvent appelée WiFi 5), FTM peut être utilisé dans toutes les configurations proposées par ce standard (bandes 2 GHz et 5 GHz, et largeurs de bande de 20 MHz, 40 MHz, 80 MHz et 160 MHz). Les premières expériences avec FTM ont révélé que sa précision dépend de la bande de fréquence et de la largeur de bande utilisées [239]. Pour quantifier cette corrélation, nous réalisons une expérience où nous calculons la distance en utilisant le protocole FTM sur toutes les configurations possibles (bandes de fréquence et largeurs de bande)² tout en faisant varier la distance entre les deux dispositifs de 1 à 60 m. Chaque mesure est répétée 10 fois.

Les quatre premières lignes du tableau 6.1 indiquent l'erreur médiane et le 90ème percentile en mètres pour chaque configuration. Les meilleurs résultats sont obtenus sur la bande 5 GHz avec une largeur de bande 80 MHz. De plus, nous pouvons remarquer que plus la largeur de bande est élevée, meilleurs sont les résultats. Ce comportement est normal puisqu'une largeur de bande plus élevée implique une période d'échantillonnage plus faible au niveau de l'ADC (*Analog to Digital Converter*) de la carte considérée. Les données

1. Patch <https://p.sipsolutions.net/bef149ad0c1b8c8f.txt>

2. Comme plusieurs équipements du marché au moment où nous réalisons ces expérimentations (2019), les équipements en notre possession ne prennent pas en charge les communications avec une largeur de bande de 160 MHz

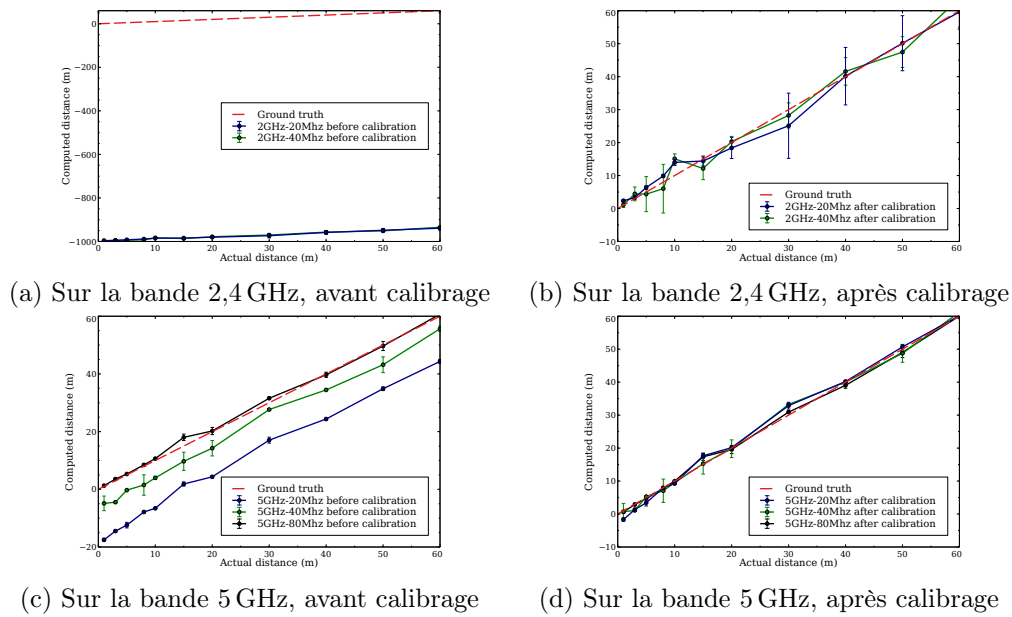


FIGURE 6.12 Précision de FTM dans différentes configurations, avant et après calibrage

TABLEAU 6.1 Médiane et 90ème percentile de l'erreur de FTM dans différentes configurations, avant et après calibrage. Erreur en mètres. *NA* : *Non Applicable*.

			20 MHz	40 MHz	80 MHz
Avant calibrage	2,4 GHz	Médiane	998.78	20.30	NA
		90ème-perc.	1001.07	50.73	
	5 GHz	Médiane	15.68	5.75	0.47
		90ème-perc.	17.47	6.82	1.56
Après calibrage	2,4 GHz	Médiane	1.37	1.98	NA
		90-perc.	4.17	4.12	
	5 GHz	Médiane	0.73	0.46	0.37
		90ème-perc.	2.68	1.9	0.9

montrent que si FTM est précis sur la configuration 5 GHz-80 MHz, ce n'est pas le cas dans les autres configurations, notamment sur la bande 2,4 GHz (erreur médiane de 998 m avec une largeur de bande de 20 MHz).

Bien que les erreurs initiales dans cette dernière configuration soient inacceptables, une analyse attentive des données brutes a révélé l'existence d'un décalage (presque) constant entre chaque distance calculée et la vérité terrain. Cet important et étrange décalage (souvent négatif) peut être dû à un dépassement de mémoire dans l'implantation de FTM sur ce routeur. Pour tenir compte de ce décalage constant, nous appliquons un calibrage statique : nous calculons le décalage constant comme la moyenne des erreurs de distance et le supprimons de toutes les mesures suivantes. Comme le montrent les quatre dernières lignes du tableau, ce calibrage ramène l'erreur à des niveaux acceptables. La figure 6.12 montre les courbes obtenues avant et après calibrage. Étant donné les résultats de cette série d'expériences, pour le reste de l'évaluation, nous utilisons une largeur de bande de 80 MHz à 5 GHz.

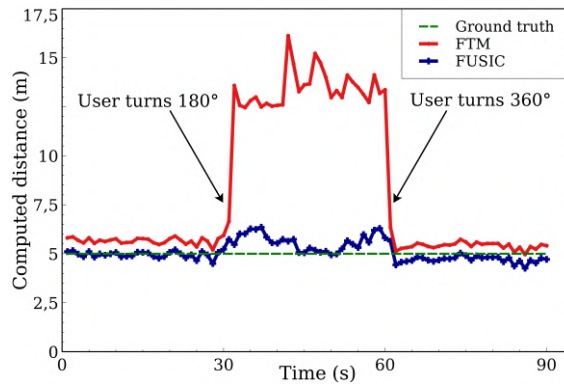


FIGURE 6.13 FUSIC vs FTM au cours d'une expérience où la position de l'utilisateur varie dans le temps

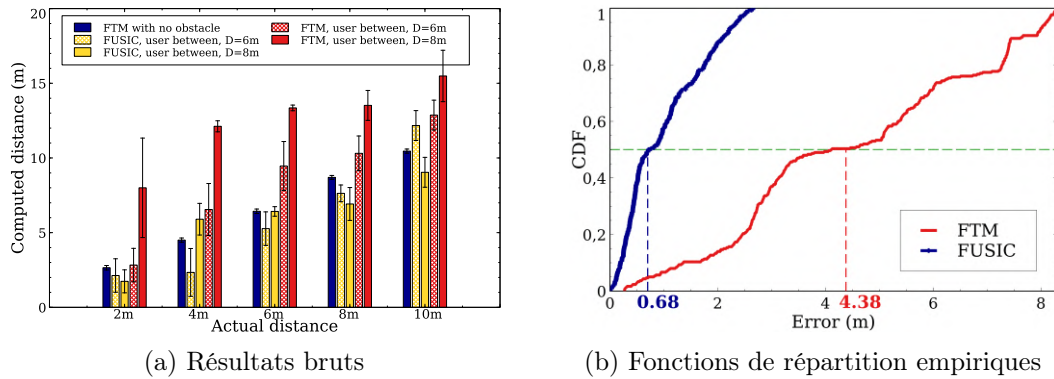


FIGURE 6.14 FUSIC vs FTM à différentes distances, avec une chemin direct obstrué

6.3.4 Précision dans l'environnement semi-contrôlé

Cette expérience est réalisée dans le premier environnement expérimental (figure 6.4a). Nous plaçons d'abord le terminal et le point d'accès à une distance de $L = 5$ m l'un de l'autre et $D = 8$ m du mur. Nous effectuons la même expérience que celle décrite dans la section 6.1 avec la position de l'utilisateur variant dans le temps : l'utilisateur effectue un virage à 180° à l'instant $t = 30$ s et un virage à 360° à l'instant $t = 60$ s. La figure 6.13 présente les résultats obtenus. Nous pouvons voir que FUSIC est capable d'estimer avec précision la distance pendant toute l'expérience. Ceci n'est pas le cas pour FTM lorsque l'utilisateur se tient entre les deux équipements, comme cela a déjà été dit dans la section 6.1.

Ensuite, nous faisons varier la distance L entre les équipements et la distance D au mur, comme dans la section 6.1. La figure 6.14a présente les distances estimées tandis que la figure 6.14b présente la fonction de répartition empirique de l'erreur d'estimation pour toutes les positions évaluées. FUSIC obtient une médiane et un 90ème percentile de 0,68 m et 2,12 m respectivement tandis que ceux de FTM sont 4,38 m et 7,8 m respectivement. Ces résultats montrent que FUSIC est capable de ramener les distances estimées à une précision semblable à celle obtenue par FTM en situation LOS. Ils valident l'efficacité de

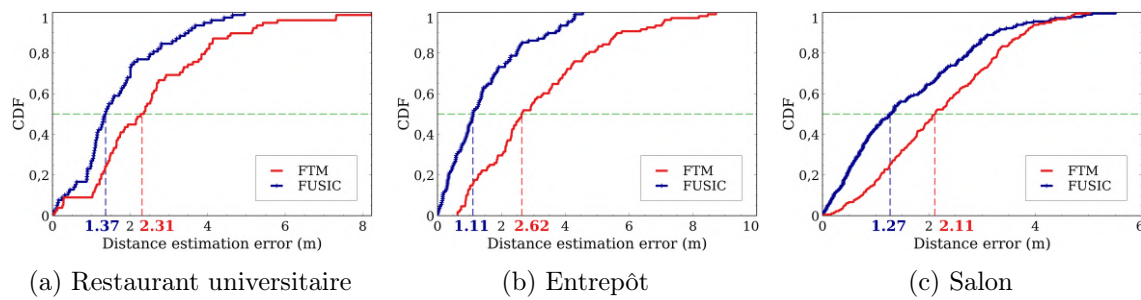


FIGURE 6.15 Précision de FUSIC et de FTM dans trois pièces du bâtiment

l'approche introduite par FUSIC.

6.3.5 Précision dans des environnements d'intérieur réels

Ici, nous mettons en place des expériences dans les trois environnements expérimentaux en intérieur (figures 6.11a, 6.11c et 6.11b). Pour chacun de ces environnements, et pour chacun des emplacements cibles (points rouges sur les cartes), nous effectuons des mesures FTM et collectons les CSI du côté des routeurs. Nous appliquons ensuite FUSIC sur ces données et calculons l'erreur par rapport à la vérité terrain. La figure 6.15 présente les fonctions de répartition empiriques des erreurs d'estimation de distance pour chacune des trois pièces.

Les données montrent que FUSIC surpasse FTM en précision dans ces trois environnements. Ceci est normal car FTM est influencé par la complexité de l'environnement de propagation alors que FUSIC la prend en compte afin de produire des estimations plus précises de la distance. Nous pouvons également remarquer que la différence minimale entre FUSIC et FTM est atteinte dans le cas du salon. Cela s'explique par le fait qu'il s'agit de l'environnement avec le moins d'obstacles, donc l'environnement au profil multi-chemin le moins difficile. En prenant en compte l'ensemble des données, FUSIC obtient une médiane et un 90ème percentile de 1,27 m et 3,41 m respectivement, surpassant ainsi FTM, dont la performance globale est de 2,32 m pour la médiane et 5,28 m pour le 90ème percentile.

6.3.6 Application à la localisation en intérieur

Nous évaluons ici la capacité de FUSIC à conduire à une localisation précise. Pour cette évaluation, nous calculons la localisation des cibles en utilisant les données obtenues lors des expériences présentées dans la section précédente. Pour ce faire, nous utilisons l'approche classique de trilatération par optimisation des moindres carrés [215] qui consiste à rechercher l'emplacement qui minimise la somme des carrés des erreurs par rapport aux distances observées relativement aux ancres. Nous comparons ensuite les emplacements résultants à la vérité terrain connue. La figure 6.16 présente les fonctions de répartition empiriques des erreurs d'estimation de la localisation pour chaque environnement expérimental.

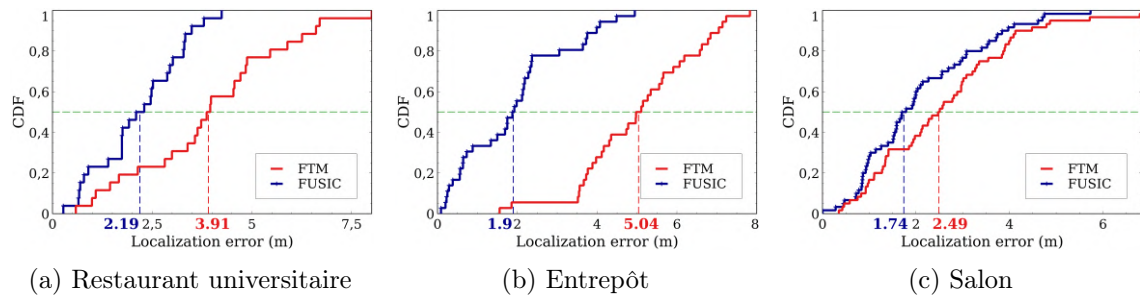


FIGURE 6.16 Localisation à l'aide de FUSIC et de FTM

Comme nous pouvons le voir, la localisation fondée sur FUSIC est plus précise que celle avec FTM. Cela n'est pas surprenant puisque FUSIC s'est montré plus précis que FTM dans l'estimation de la distance, en particulier dans les environnements à profil multi-chemin complexe (voir section 6.3.5). Dans l'entrepôt du service technique, par exemple, qui est l'environnement le plus difficile en termes de propagation multi-chemin, la différence est impressionnante : 1,9 m comme médiane de l'erreur de localisation avec FUSIC contre 5,04 m avec FTM. Globalement, en tenant compte de toutes les estimations de localisation, FUSIC obtient une médiane et un 90ème percentile de 1,94 m et 3,77 m respectivement. Pour FTM, les valeurs sont de 3,64 m et 5,79 m respectivement.

6.4 Limites et discussion

Dans cette section, nous discutons des limites de FUSIC et des moyens par lesquels elles pourraient être prises en compte dans le cadre de travaux futurs.

Diversité des environnements d'évaluation. Dans cette étude, nous menons une évaluation dans quatre environnements qui, bien que présentant une certaine diversité, ne peuvent évidemment pas couvrir toutes les configurations multichemins qui peuvent être rencontrées en intérieur. Notons qu'il pourrait être pertinent d'effectuer une étude à plus large échelle en incluant une plus grande diversité de profils multi-chemins. Cette étude pourrait également inclure le cas d'un déploiement complet dans un ou plusieurs bâtiments utilisés par plusieurs personnes et pendant une période de temps plus longue.

Blocage total du chemin direct. Pour son fonctionnement, l'algorithme FUSIC que nous proposons fait l'hypothèse de l'existence du chemin direct parmi ceux identifiés par MUSIC, fût-il obstrué et plus atténué que les chemins réfléchis. En cas de blocage total de ce chemin direct, il produirait alors des résultats erronés. Cependant, ce problème n'est pas spécifique à notre solution. Comme mis en évidence par d'autres travaux [19], [207], tous les systèmes de localisation fondés sur un calcul de distance présentent cette limite ; la localisation sans chemin direct reste un problème ouvert. Ce problème peut néanmoins être atténué par le déploiement de plusieurs points d'accès pour réduire le risque d'un blocage

total de toutes les lignes de vue à un instant donné. De même, les résultats incohérents par rapport aux autres peuvent être filtrés par des hypothèses sur la continuité du déplacement de l'utilisateur.

Implantation en temps réel. Dans sa version actuelle, FUSIC repose sur l'algorithme MUSIC pour retrouver les différents chemins de propagation ainsi que leurs puissances relatives. Si l'algorithme MUSIC est précis et pour cette raison populaire dans la communauté, son exécution requiert cependant un temps significatif, rendant ainsi difficile une implantation temps réel de la solution. Pour faire face à cette limite, un algorithme plus rapide d'identification des chemins de propagation pourrait être utilisé pour cette partie de notre solution. Ceci ne changerait pas dans le fond la fonctionnalité de FUSIC car, comme discuté dans la section 6.1.3, les observations faites avec MUSIC restent valables pour tous les algorithmes reposant sur les CSI pour cette tâche. Par exemple, les auteurs de [242] ont récemment proposé une solution fondée sur l'algorithme *Modified Matrix Pencil* qui est, dans leurs expériences, jusqu'à 200 fois plus rapide que MUSIC.

6.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté FUSIC, une approche qui combine le protocole FTM et l'algorithme MUSIC pour étendre la précision de FTM dans les configurations dans lesquelles la ligne de vue est obstruée (NLOS). FUSIC est la première approche qui attaque ce problème. Elle ne nécessite aucune modification du standard et peut être implantée comme une application autonome dans l'espace utilisateur des équipements mobiles. Nous avons implanté FUSIC sur un banc de test constitué de matériel sur étagère, et par des expériences menées dans 4 configurations, nous avons montré sa capacité à effectuer du calcul de distance en situation NLOS avec la même précision que FTM en LOS. De plus, nos expériences montrent que FUSIC améliore considérablement la capacité de FTM à fournir une localisation en intérieur précise. Nous pensons fortement que FUSIC pourrait aussi être une solution efficace pour d'autres applications et services fondés sur le calcul de distance, parmi lesquels le suivi d'équipements et la cartographie d'intérieur.

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Conclusions

Les smartphones occupent une place de plus en plus importante dans notre quotidien. Ils permettent d'accéder, en tout temps et en tout lieu, à de nombreux services facilitant la vie de l'utilisateur et jouent ainsi un rôle important dans nos modes de vie à l'ère de l'informatique ubiquitaire. Pour ce faire, ils mettent à profit leurs deux atouts principaux : des ressources de calcul performantes et des capteurs qui leur permettent d'interagir de façon inédite avec l'environnement.

Forts de ces caractéristiques intéressantes, de nombreux travaux ont montré qu'il était possible d'envisager avec ces dispositifs mobiles bien plus que la simple reproduction de fonctions déjà réalisables sur ordinateur. L'espace des services qu'ils permettent d'offrir s'est ainsi grandement étendu. Il couvre aujourd'hui de nombreuses utilisations en particulier dans les domaines de la santé, de l'authentification biométrique, de la navigation et de l'interaction homme-machine, ouvrant la voie vers des applications jusque là inimaginables sur smartphone. Les différentes solutions existant dans ces domaines présentent cependant encore des limites en raison des contraintes importantes qu'elles font peser sur l'utilisateur.

Dans cette thèse, nous nous sommes proposés de relâcher ces contraintes en nous intéressant en particulier à la facilité d'utilisation, à la précision des systèmes et à l'évitement des déploiements nouveaux ou la modification du matériel. En adoptant une méthodologie fortement motivée par l'expérimentation, combinant théorie et pratique ainsi que des connaissances tirées de différentes disciplines de l'informatique, nous nous sommes intéressés à trois de ces quatre domaines d'applications. Nous avons proposé des systèmes permettant de développer des services précis en nous focalisant sur la condition d'utilisation la plus simple possible : celle d'un téléphone simplement tenu dans la main.

Nous avons donc proposé HandRate, le premier système capable de suivre la fréquence cardiaque d'un utilisateur pendant qu'il tient simplement son téléphone. HandRate se fonde sur la balistocardiographie, une technique centenaire d'étude de l'activité cardiaque sur la base du mouvement du corps en réaction au fonctionnement du cœur. HandRate exploite la grande sensibilité des capteurs de mouvement des téléphones du marché et relève les défis spécifiques posés par cette condition d'utilisation simple pour fournir un suivi précis de

cette constante vitale. Les résultats des évaluations que nous avons menées avec plusieurs volontaires ont montré que HandRate calcule la fréquence cardiaque avec une précision similaire ou supérieure à celle des systèmes nécessitant des capteurs spéciaux et/ou une participation active de l'utilisateur.

Ensuite, sur la base des connaissances acquises avec HandRate, nous avons proposé HoldPass, un système capable d'authentifier un utilisateur dans cette même condition d'utilisation. En mettant à profit les données collectées auprès de 217 volontaires, nous avons montré qu'en plus de suivre les principales étapes du cycle cardiaque, ce signal BCG mesuré avec le téléphone dans la main présente des caractéristiques propres à la personne considérée. Nous avons exploité ces observations pour construire un système d'authentification capable de fonctionner en temps réel sur un téléphone tout en relevant les défis spécifiques à cette condition d'utilisation. Les résultats de nos évaluations à large échelle et sur une période de plusieurs mois ont montré que HoldPass atteint une performance d'authentification et une expérience utilisateur similaires ou supérieures à celles d'autres systèmes de la littérature ayant des exigences plus fortes en matière de matériel et/ou de participation de l'utilisateur.

Enfin, nous nous sommes intéressés au problème de la localisation en intérieur en étudiant les performances du très prometteur algorithme FTM de calcul de distance nouvellement proposé par le standard WiFi. Par des expérimentations avec les premiers matériels implantant cette norme, nous avons étudié et identifié les causes de son imprécision dans les situations où la ligne de vue est obstruée. Nous avons alors mis sur pied FUSIC, notre algorithme qui étend la précision qu'il a en situations de ligne de vue directe à celles où elle est obstruée. Par des expériences menées dans quatre configurations, nous avons montré sa capacité à effectuer un calcul de distance précis même en situation de ligne de vue obstruée et son aptitude à améliorer considérablement la capacité de FTM à fournir une localisation en intérieur précise.

Perspectives

Plusieurs perspectives sont envisageables dans la suite de nos travaux. Outre les limites et leurs solutions discutées à la fin de chacune de nos contributions (sections 3.8, 4.7 et 6.4), nous présentons ici les perspectives les plus prometteuses ainsi que notre vision sur l'évolution des utilisations potentielles des réseaux sans fil.

1) FTM/FUSIC : évaluation à large échelle.

Dans le chapitre 6, nous avons effectué une évaluation de FTM et de FUSIC dans quatre environnements de notre université. Même si ces environnements présentent une diversité naturelle en raison de la différence de densité des objets, il serait intéressant d'étendre l'étude à des environnements plus grands avec un déploiement à plus large échelle³, que ce

3. Les points d'accès supportant FTM ne sont pas particulièrement chers : ~70€ pour un Google WiFi ou moins de 10€ pour un module ESP32 compatible FTM [253].

soit sur la durée ou sur la surface couverte. Les environnements dans lesquels un grand nombre d'utilisateurs pourrait avoir besoin de se localiser, comme les centres commerciaux et les aéroports, présentent un intérêt particulier pour ce type d'étude. Il serait alors pertinent d'observer ou de modéliser l'effet de ce protocole sur l'occupation de la bande passante en même temps que la précision de localisation en fonction de la dynamique des utilisateurs dans le bâtiment. La question du placement minutieux des points d'accès nous paraît aussi intéressante pour aboutir à la meilleure précision.

2) HandRate : vers une solution plus complète et plus opportuniste.

Dans le chapitre 3, nous avons présenté HandRate, notre solution de calcul opportuniste de la fréquence cardiaque. Pour accentuer sa capacité à aider dans la lutte contre les maladies cardiovasculaires, cette solution pourrait être étendue au suivi d'autres constantes vitales, en particulier la fréquence respiratoire et la pression artérielle. En mettant à profit les forces d'autres capteurs communément répandus comme le microphone, elle pourrait fournir un suivi plus opportuniste, y compris de nuit pendant le sommeil de l'utilisateur. L'étude de la qualité du sommeil et de ses phases, déjà réalisée avec des capteurs spécialisés [254], [255], pourrait aussi être envisagée avec les données de ces différents capteurs de smartphone.

3) Perspectives à long terme : les réseaux sans fil multi-fonctions

Les solutions que nous avons présentées dans cette thèse reposent sur l'utilisation d'un smartphone et de ses capteurs pour rendre possible des applications nouvelles. Dans la suite, nous envisageons de nous tourner vers les réseaux sans fil pour des fins similaires, et plus encore. Si les réseaux sans fil sont d'abord conçus pour la communication, leur spectre de services s'élargit de plus en plus pour inclure des usages connexes auxquels ils se prêtent particulièrement bien. L'intégration du protocole FTM dans le standard WiFi, pour des besoins de localisation, en est un exemple. Nous pensons que dans les prochaines années, ce phénomène prendra davantage d'ampleur et permettra aux réseaux sans fil de rendre possible plus de services et, en retour, à ces services d'améliorer les capacités de communication avec ces réseaux comme nous allons l'illustrer maintenant.

a) Les réseaux sans fil pour des services connexes. Comme en atteste le nombre d'articles dans les conférences phares du domaine réseaux, on assiste ces dernières années à un développement important des techniques de *wireless sensing*. Elles permettent de faire un second usage des réseaux sans fil, qui sont alors mis à profit pour l'interaction avec l'environnement avec en vue des applications extrêmement variées. On peut citer par exemple le suivi de santé des utilisateurs [256]-[259], l'authentification biométrique sans fil [52], [260]-[262] et l'interaction avec les équipements électroniques et les maisons intelligentes par la reconnaissance des gestes [263]-[266] et des activités [267], [268]. Alors que ces techniques de *wireless sensing* sont en plein essor, plusieurs défis restent encore à relever pour les faire mûrir afin d'aboutir à des standards comme dans le cas du protocole FTM.

Le premier défi consiste à réaliser ces applications de façon performante mais accessible, en limitant les contraintes de déploiement et d'utilisation pour l'utilisateur. Ceci inclut notamment un ensemble d'études visant à l'identification des technologies sans fil les plus appropriées à chaque application et l'implantation de ces services sur du matériel sur étagère. Nous pensons qu'il est également possible de repousser les limites de ce qui est réalisable avec les réseaux sans fil en explorant de nouvelles applications qui peuvent faciliter la vie des utilisateurs. Le troisième défi consiste en la maturation et la standardisation de ces applications pour les rendre interopérables.

b) Le *wireless sensing* au service de réseaux plus intelligents. Si les réseaux sans fil peuvent servir de base aux applications de *wireless sensing*, leur fonctionnalité principale reste cependant la communication, pour laquelle les attentes sont aujourd'hui de plus en plus grandes en termes de disponibilité, de débit et de sécurité. Nous pensons que ces applications connexes peuvent servir à rendre les réseaux plus intelligents, plus autonomes et plus performants. A titre d'exemple, la connaissance de la position des utilisateurs dans le bâtiment pourrait servir à améliorer les algorithmes d'adaptation de débit et de *handover*, ainsi que la formation ou la mise à jour de la topologie dans le cas de réseaux sans infrastructure. De même, nous imaginons qu'ayant détecté l'activité de chacun de ses utilisateurs et/ou leurs émotions, l'infrastructure réseau pourrait améliorer son algorithme d'allocation des ressources de façon à optimiser la qualité de service et l'expérience utilisateur. Une identification biométrique de l'utilisateur par ces réseaux sans fil pourrait aussi servir à activer ou désactiver certains services du réseau (priorisation des flux en cas de congestion, contrôle parental, etc.) ou encore simplement à autoriser ou proscrire une association aux points d'accès selon les politiques de sécurité définies dans l'entreprise ou le domicile.

Plusieurs services réseau peuvent ainsi être améliorés avec une meilleure connaissance de l'environnement et du contexte. Parvenir à de tels réseaux nécessite cependant de résoudre plusieurs défis relatifs, tout d'abord, à la mise en œuvre de ces services connexes, puis à leur intégration dans les fonctions réseau.

PUBLICATIONS

Conférences internationales

- K. JIOKENG, G. JAKLLARI et A.-L. BEYLOT, « HandRate: Heart Rate Monitoring While Simply Holding a Smartphone », in *International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, IEEE, 2021, p. 1-11. DOI : [10.1109/PERCOM50583.2021.9439134](https://doi.org/10.1109/PERCOM50583.2021.9439134)
- K. JIOKENG, G. JAKLLARI et A. TCHANA et A.-L. BEYLOT, « When FTM Discovered MUSIC: Accurate WiFi-based Ranging in the Presence of Multipath », in *International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2020, p. 1857-1866. DOI : [10.1109/INFOCOM41043.2020.9155464](https://doi.org/10.1109/INFOCOM41043.2020.9155464)

Soumis

- K. JIOKENG, G. JAKLLARI et A.-L. BEYLOT, « I Want to Know Your Hand: Authentication on Commodity Mobile Phones Based on Your Hand's Vibrations », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies (IMWUT)*, 2022, — En révision.

En cours de soumission

- K. JIOKENG, G. JAKLLARI et A.-L. BEYLOT, « HandRate: Heart Rate Monitoring While Simply Holding a Smartphone », *Version étendue* — En cours de soumission.

Conférences francophones

- K. JIOKENG, G. JAKLLARI et A. TCHANA et A.-L. BEYLOT, « FUSIC, du Ranging WiFi de haute précision en présence de multi-trajet », in *Rencontres Francophones sur la Conception de Protocoles, l'Évaluation de Performance et l'Expérimentation des Réseaux de Communication (CoRes)*, 2020. adresse : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02870742> — *Prix du meilleur article étudiant.*

BIBLIOGRAPHIE

- [1] WIKIPEDIA. « IBM Simon ». (oct. 2021), adresse : https://en.wikipedia.org/wiki/IBM_Simon.
- [2] M. WEISER, « The Computer for the 21st Century », *Scientific American*, jan. 1991.
- [3] M. SPOONAUER. « Digital Report 2021: les dernières données de notre état des lieux du digital dans le monde. » (jan. 2021), adresse : <https://wearesocial.com/fr/blog/2021/01/digital-report-2021-les-dernieres-donnees-de-notre-etat-des-lieux-du-digital-dans-le-monde>.
- [4] T. N. WEB. « Here's how heavy the most popular phones of 2019 were — in chart form ». (août 2020), adresse : <https://thenextweb.com/news/weight-most-popular-phones-of-2019-chart-apple-samsung-analysis>.
- [5] ANDROID DEVELOPERS. « Sensors ». (avr. 2021), adresse : <https://developer.android.com/guide/topics/sensors/>.
- [6] M. REA, T. E. ABRUDAN, D. GIUSTINIANO, H. CLAUSSEN et V.-M. KOLMONEN, « Smartphone Positioning with Radio Measurements from a Single Wifi Access Point », in *CoNference on emerging Networking EXperiments and Technologies (CoNEXT)*, ACM, 2019, p. 200-206. DOI : [10.1145/3359989.3365427](https://doi.org/10.1145/3359989.3365427).
- [7] S. HUYNH, R. K. BALAN et al., « VitaMon: Measuring Heart Rate Variability Using Smartphone Front Camera », in *Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys)*, ACM, 2019, p. 1-14. DOI : [10.1145/3356250.3360036](https://doi.org/10.1145/3356250.3360036).
- [8] M. CHEFFENA, « Fall Detection Using Smartphone Audio Features », *Journal of Biomedical and Health Informatics*, t. 20, n° 4, p. 1073-1080, 2016. DOI : [10.1109/JBHI.2015.2425932](https://doi.org/10.1109/JBHI.2015.2425932).
- [9] M. SHOAIB, H. SCHOLTEN et P. J. HAVINGA, « Towards physical activity recognition using smartphone sensors », in *IEEE International conference on ubiquitous intelligence and computing and IEEE International conference on autonomic and trusted computing (UIC-ATC)*, 2013, p. 80-87. DOI : [10.1109/UIC-ATC.2013.43](https://doi.org/10.1109/UIC-ATC.2013.43).
- [10] Y. WANG, J. SHEN et Y. ZHENG, « Push the Limit of Acoustic Gesture Recognition », in *International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2020, p. 566-575. DOI : [10.1109/INFOCOM41043.2020.9155402](https://doi.org/10.1109/INFOCOM41043.2020.9155402).
- [11] J.-G. KRIEG, G. JAKLLARI, H. TOMA et A.-L. BEYLOT, « Acrux: Indoor Localization Without Strings », in *Annual International Conference on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems (MSWiM)*, ACM, 2017. DOI : [10.1145/3127540.3127545](https://doi.org/10.1145/3127540.3127545).
- [12] K. A. NGUYEN, Z. LUO et C. WATKINS, « Epidemic contact tracing with smartphone sensors », *Journal of Location Based Services*, t. 14, n° 2, p. 92-128, 2020. DOI : [10.1080/17489725.2020.1805521](https://doi.org/10.1080/17489725.2020.1805521).

- [13] X. ZHANG, W. LI, X. CHEN et S. LU, « MoodExplorer: Towards Compound Emotion Detection via Smartphone Sensing », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 1, n° 4, p. 1-30, 2018. DOI : [10.1145/3161414](https://doi.org/10.1145/3161414).
- [14] J.-E. KIM, M. BESSHO, S. KOBAYASHI, N. KOSHIZUKA et K. SAKAMURA, « Navigating Visually Impaired Travelers in a Large Train Station Using Smartphone and Bluetooth Low Energy », in *Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC)*, ACM, 2016, p. 604-611. DOI : [10.1145/2851613.2851716](https://doi.org/10.1145/2851613.2851716).
- [15] L. de GREEF, M. GOEL, M. J. SEO et al., « Bilicam: Using Mobile Phones to Monitor Newborn Jaundice », in *International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp)*, ACM, 2014, p. 331-342. DOI : [10.1145/2632048.2632076](https://doi.org/10.1145/2632048.2632076).
- [16] R. MOHAMED et M. YOUSSEF, « HeartSense: Ubiquitous Accurate Multi-Modal Fusion-Based Heart Rate Estimation Using Smartphones », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 1, n° 3, p. 1-18, 2017. DOI : [10.1145/3132028](https://doi.org/10.1145/3132028).
- [17] H. ALY et M. YOUSSEF, « Zephyr: Ubiquitous accurate multi-sensor fusion-based respiratory rate estimation using smartphones », in *International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2016, p. 1-9. DOI : [10.1109/INFOCOM.2016.7524401](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2016.7524401).
- [18] M. GOEL, E. SABA, M. STIBER et al., « SpiroCall: Measuring Lung Function over a Phone Call », in *Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI)*, ACM, 2016, p. 5675-5685. DOI : [10.1145/2858036.2858401](https://doi.org/10.1145/2858036.2858401).
- [19] M. KOTARU, K. JOSHI, D. BHARADIA et S. KATTI, « SpotFi: Decimeter Level Localization Using WiFi », in *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, ACM, 2015, p. 269-282. DOI : [10.1145/2829988.2787487](https://doi.org/10.1145/2829988.2787487).
- [20] D. VASISHT, S. KUMAR et D. KATABI, « Decimeter-Level Localization with a Single WiFi Access Point », in *Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI, USENIX)*, 2016, p. 165-178.
- [21] W. GONG et J. LIU, « SiFi: Pushing the Limit of Time-Based WiFi Localization Using a Single Commodity Access Point », *International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp)*, t. 2, n° 1, 10:1-21, 2018. DOI : [10.1145/3191742](https://doi.org/10.1145/3191742).
- [22] A. T. MARIAKAKIS, S. SEN, J. LEE et K.-H. KIM, « SAIL: Single Access Point-based Indoor Localization », in *International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys)*, ACM, 2014, p. 315-328. DOI : [10.1145/2594368.2594393](https://doi.org/10.1145/2594368.2594393).
- [23] J. XIONG, K. SUNDARESAN et K. JAMIESON, « ToneTrack: Leveraging Frequency-Agile Radios for Time-Based Indoor Wireless Localization », in *International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, ACM, 2015, p. 537-549. DOI : [10.1145/2789168.2790125](https://doi.org/10.1145/2789168.2790125).
- [24] Z. WANG, Y. HOU, K. JIANG et al., « Hand Gesture Recognition Based on Active Ultrasonic Sensing of Smartphone: A Survey », *IEEE Access*, t. 7, p. 111 897-111 922, 2019. DOI : [10.1109/ACCESS.2019.2933987](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2933987).
- [25] T. LI, C. SHI, P. LI et P. CHEN, « A Novel Gesture Recognition System Based on CSI Extracted from a Smartphone with Nexmon Firmware », *Sensors*, t. 21, n° 1, p. 222, 2021. DOI : [10.3390/s21010222](https://doi.org/10.3390/s21010222).
- [26] H. ABDELNASSER, M. YOUSSEF et K. A. HARRAS, « WiGest: A ubiquitous WiFi-based gesture recognition system », in *International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2015, p. 1472-1480. DOI : [10.1109/INFOCOM.2015.7218525](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2015.7218525).

- [27] X. XU, J. YU et al., « TouchPass: Towards Behavior-Irrelevant on-Touch User Authentication on Smartphones Leveraging Vibrations », in *International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, ACM, 2020, 24:1-13. DOI : [10.1145/3372224.3380901](https://doi.org/10.1145/3372224.3380901).
- [28] Y. CHEN, J. SUN, X. JIN, T. LI, R. ZHANG et Y. ZHANG, « Your face your heart: Secure mobile face authentication with photoplethysmograms », in *International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2017, p. 1-9. DOI : [10.1109/INFOCOM.2017.8057220](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2017.8057220).
- [29] H. JIANG, H. CAO et al., « SmileAuth: Using Dental Edge Biometrics for User Authentication on Smartphones », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 4, n° 3, 84:1-24, 2020. DOI : [10.1145/3411806](https://doi.org/10.1145/3411806).
- [30] Y. ZOU, M. ZHAO et al., « BiLock: User Authentication via Dental Occlusion Biometrics », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 2, n° 3, 152:1-20, 2018. DOI : [10.1145/3264962](https://doi.org/10.1145/3264962).
- [31] H. ZHONG, S. S. KANHERE et C. T. CHOU, « VeinDeep: Smartphone unlock using vein patterns », in *International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, IEEE, 2017, p. 2-10. DOI : [10.1109/PERCOM.2017.7917845](https://doi.org/10.1109/PERCOM.2017.7917845).
- [32] H. CHEN, F. LI et al., « Listen to Your Fingers: User Authentication Based on Geometry Biometrics of Touch Gesture », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 4, n° 3, 75:1-23, 2020. DOI : [10.1145/3411809](https://doi.org/10.1145/3411809).
- [33] X. ZHANG, Y. YIN et al., « TouchID: User Authentication on Mobile Devices via Inertial-Touch Gesture Analysis », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 4, n° 4, 162:1-29, 2020. DOI : [10.1145/3432192](https://doi.org/10.1145/3432192).
- [34] MINISTÈRE DES SOLIDARITÉS ET DE LA SANTÉ (FRANCE). « Maladies cardiovasculaires ». (), adresse : <https://solidarites-sante.gouv.fr/soins-et-maladies/maladies/maladies-cardiovasculaires/article/maladies-cardiovasculaires>.
- [35] E. J. BENJAMIN, S. S. VIRANI, C. W. CALLAWAY et al., « Heart Disease and Stroke Statistics—2018 Update: A Report From the American Heart Association », *Circulation*, t. 137, n° 12, e67-e492, 2018. DOI : [10.1161/CIR.0000000000000558](https://doi.org/10.1161/CIR.0000000000000558).
- [36] E. WILKINS, L. WILSON, K. WICKRAMASINGHE et al., « European cardiovascular disease statistics 2017 », t. 39, n° 7, p. 508-579, 2018. DOI : [10.1093/eurheartj/ehx628](https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehx628).
- [37] A. PAL, A. VISVANATHAN, A. D. CHOUDHURY et A. SINHA, « Improved Heart Rate Detection Using Smart Phone », in *Annual ACM Symposium on Applied Computing*, 2014, p. 8-13. DOI : [10.1145/2554850.2554888](https://doi.org/10.1145/2554850.2554888).
- [38] S. KWON, H. KIM et K. S. PARK, « Validation of heart rate extraction using video imaging on a built-in camera system of a smartphone », in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, IEEE, 2012, p. 2174-2177. DOI : [10.1109/EMBC.2012.6346392](https://doi.org/10.1109/EMBC.2012.6346392).
- [39] S. SIECIŃSKI et P. KOSTKA, « Determining Heart Rate Beat-to-Beat from Smartphone Seismocardiograms: Preliminary Studies », in *Conference on Innovations in Biomedical Engineering (IBE)*, M. GZIK, E. TKACZ, Z. PASZENDA et E. PIĘTKA, éd., Springer, 2018, p. 133-140. DOI : [10.1007/978-3-319-70063-2_15](https://doi.org/10.1007/978-3-319-70063-2_15).

- [40] Y.-H. CHEN, H.-H. CHEN, T.-C. CHEN et L.-G. CHEN, « Robust heart rate measurement with phonocardiogram by on-line template extraction and matching », in *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, 2011, p. 1957-1960. DOI : [10.1109/IEMBS.2011.6090552](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011.6090552).
- [41] S. KANG, S. KWON, C. YOO et al., « Sinabro: Opportunistic and unobtrusive mobile electrocardiogram monitoring system », in *International Workshop on Mobile Computing Systems and Applications (HotMobile)*, ACM, 2014, p. 1-6. DOI : [10.1145/2565585.2565605](https://doi.org/10.1145/2565585.2565605).
- [42] F. LANDREANI, M. MORRI et al., « Ultra-short-term heart rate variability analysis on accelerometric signals from mobile phone », in *E-Health and Bioengineering Conference (EHB)*, IEEE, 2017, p. 241-244. DOI : [10.1109/EHB.2017.7995406](https://doi.org/10.1109/EHB.2017.7995406).
- [43] M. KYOSO et A. UCHIYAMA, « Development of an ECG identification system », in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, t. 4, IEEE, 2001, p. 3721-3723. DOI : [10.1109/IEMBS.2001.1019645](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2001.1019645).
- [44] A. SARKAR, A. L. ABBOTT et Z. DOERZAPH, « Biometric authentication using photoplethysmography signals », in *International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS)*, 2016, p. 1-7. DOI : [10.1109/BTAS.2016.7791193](https://doi.org/10.1109/BTAS.2016.7791193).
- [45] E. VURAL, S. SIMSKE et S. SCHUCKERS, « Verification of individuals from accelerometer measures of cardiac chest movements », in *International Conference of the BIOSIG Special Interest Group (BIOSIG)*, 2013, p. 1-8.
- [46] P.-Y. HSU, P.-H. HSU et H.-L. LIU, « Exploring Seismocardiogram Biometrics with Wavelet Transform », in *International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 2021, p. 4450-4457. DOI : [10.1109/ICPR48806.2021.9412582](https://doi.org/10.1109/ICPR48806.2021.9412582).
- [47] X. ZHANG, Y. ZHANG, L. ZHANG, H. WANG et J. TANG, « Ballistocardiogram Based Person Identification and Authentication Using Recurrent Neural Networks », in *International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, 2018, p. 1-5. DOI : [10.1109/CISP-BMEI.2018.8633102](https://doi.org/10.1109/CISP-BMEI.2018.8633102).
- [48] H. GUO, X. CAO et al., « Ballistocardiogram-based person identification using correlation analysis », in *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering May 26-31, 2012, Beijing, China*, Springer, 2013, p. 570-573. DOI : [10.1007/978-3-642-29305-4_149](https://doi.org/10.1007/978-3-642-29305-4_149).
- [49] Y. CAO, Q. ZHANG, F. LI, S. YANG et Y. WANG, « PPGPass: nonintrusive and secure mobile two-factor authentication via wearables », in *International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2020, p. 1917-1926. DOI : [10.1109/INFOCOM41043.2020.9155380](https://doi.org/10.1109/INFOCOM41043.2020.9155380).
- [50] T. ZHAO, Y. WANG, J. LIU, Y. CHEN, J. CHENG et J. YU, « TrueHeart: Continuous Authentication on Wrist-worn Wearables Using PPG-based Biometrics », in *International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2020, p. 30-39. DOI : [10.1109/INFOCOM41043.2020.9155526](https://doi.org/10.1109/INFOCOM41043.2020.9155526).
- [51] G. LOVISOTTO, H. TURNER et al., « Seeing Red: PPG Biometrics Using Smartphone Cameras », in *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, IEEE/CVF, 2020, p. 3565-3574. DOI : [10.1109/CVPRW50498.2020.00417](https://doi.org/10.1109/CVPRW50498.2020.00417).
- [52] F. LIN, C. SONG et al., « Cardiac Scan: A Non-Contact and Continuous Heart-Based User Authentication System », in *International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, ACM, 2017, p. 315-328. DOI : [10.1145/3117811.3117839](https://doi.org/10.1145/3117811.3117839).

- [53] L. WANG, K. HUANG et al., « Unlock with Your Heart: Heartbeat-Based Authentication on Commercial Mobile Phones », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 2, n° 3, 140:1-140:22, sept. 2018. DOI : [10.1145/3264950](https://doi.org/10.1145/3264950).
- [54] J. E. (E. HALL, *Guyton and Hall textbook of medical physiology*, eng, 13th ed. Elsevier, mai 2015, ISBN : 9780323389303.
- [55] LE MANUEL MSD – VERSION POUR PROFESSIONNELS DE LA SANTÉ. « Diagramme du cycle cardiaque ». (), adresse : https://www.msmanuals.com/fr/professional/multimedia/figure/cvs_cardiac_cycle_fr.
- [56] DISPOMED. « L'électrocardiogramme (ECG) ». (), adresse : <https://www.dispomed.com/fr/electrocardiogramme-ecg/>.
- [57] A. MOUKADEM, « Segmentation et classification des signaux non-stationnaires : application au traitement des sons cardiaque et à l'aide au diagnostic », 2011MULH4833, thèse de doct., 2011.
- [58] PINPNG. « Photoplethysmogram Waveform ». (), adresse : https://www.pinpng.com/download/wmwxJm_reading-the-data-photoplethysmogram-waveform-hd-png-download/.
- [59] K. JIOKENG, G. JAKLLARI et A.-L. BEYLOT, « HandRate: Heart Rate Monitoring While Simply Holding a Smartphone », in *International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, IEEE, 2021, p. 1-11. DOI : [10.1109/PERCOM50583.2021.9439134](https://doi.org/10.1109/PERCOM50583.2021.9439134).
- [60] WIKIPEDIA. « Électrocardiographie ». (août 2021), adresse : <https://fr.wikipedia.org/wiki/%C3%89lectrocardiographie>.
- [61] H. VERMARIEN, « Phonocardiography », in *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*. American Cancer Society, 2006.
- [62] O. T. INAN, P. MIGEOTTE et al., « Ballistocardiography and Seismocardiography: A Review of Recent Advances », *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, t. 19, n° 4, p. 1414-1427, 2015. DOI : [10.1109/JBHI.2014.2361732](https://doi.org/10.1109/JBHI.2014.2361732).
- [63] A. ALADIN, S. WHELTON et al., « Relation of resting heart rate to risk for all-cause mortality by gender after considering exercise capacity (the henry ford exercise testing project) », *American Journal of Cardiology*, t. 114, n° 11, p. 1701-1706, déc. 2014. DOI : [10.1016/j.amjcard.2014.08.042](https://doi.org/10.1016/j.amjcard.2014.08.042).
- [64] J. W. MASON, D. J. RAMSETH, D. O. CHANTER et al., « Electrocardiographic reference ranges derived from 79,743 ambulatory subjects », *Journal of Electrocardiology*, t. 40, n° 3, 228-234.e8, 2007. DOI : [10.1016/j.jelectrocard.2006.09.003](https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2006.09.003).
- [65] Å. HJALMARSON, E. A. GILPIN, J. KJEKSHUS et al., « Influence of heart rate on mortality after acute myocardial infarction », *The American Journal of Cardiology*, t. 65, n° 9, p. 547-553, 1990. DOI : [10.1016/0002-9149\(90\)91029-6](https://doi.org/10.1016/0002-9149(90)91029-6).
- [66] WIKIPEDIA. « Heart rate ». (sept. 2021), adresse : https://en.wikipedia.org/wiki/Heart%5C_rate.
- [67] B. W. NELSON, C. A. LOW, N. JACOBSON, P. AREÁN, J. TOROUS et N. B. ALLEN, « Guidelines for wrist-worn consumer wearable assessment of heart rate in biobehavioral research », *NPJ digital medicine*, t. 3, n° 1, p. 1-9, 2020. DOI : [10.1038/s41746-020-0297-4](https://doi.org/10.1038/s41746-020-0297-4).
- [68] H. KHAN, S. KUNUTSOR, A. P. KALOGEROPOULOS et al., « Resting heart rate and risk of incident heart failure: three prospective cohort studies and a systematic meta-analysis », *Journal of the American Heart Association*, t. 4, n° 1, e001364, 2015. DOI : [10.1161/JAHA.114.001364](https://doi.org/10.1161/JAHA.114.001364).

- [69] D. ZHANG, X. SHEN et X. QI, « Resting heart rate and all-cause and cardiovascular mortality in the general population: a meta-analysis », *Canadian Medical Association Journal*, t. 188, n° 3, E53-E63, 2016. DOI : [10.1503/cmaj.150535](https://doi.org/10.1503/cmaj.150535).
- [70] U. R. ACHARYA, P. JOSEPH, N. KANNATHAL, C. LIM et J. SURI, « Heart rate variability: A review », *Medical & biological engineering & computing*, t. 44, n° 12, p. 1031-1051, jan. 2007. DOI : [10.1007/s11517-006-0119-0](https://doi.org/10.1007/s11517-006-0119-0).
- [71] M. MALIK et A. J. CAMM, « Heart rate variability », *Clinical Cardiology*, t. 13, n° 8, p. 570-576, 1990. DOI : [10.1002/clc.4960130811](https://doi.org/10.1002/clc.4960130811).
- [72] INSTITUT DE CARDIOLOGIE DE L'UNIVERSITÉ D'OTTAWA. « Electrocardiographie ». (), adresse : <https://www.ottawaheart.ca/fr/examen-intervention/%C3%A9lectrocardiographie>.
- [73] H.-G. KIM, E.-J. CHEON, D.-S. BAI, Y. H. LEE et B.-H. KOO, « Stress and heart rate variability: a meta-analysis and review of the literature », *Psychiatry investigation*, t. 15, n° 3, p. 235-245, 2018. DOI : [10.30773/pi.2017.08.17](https://doi.org/10.30773/pi.2017.08.17).
- [74] C. J. WIGGERS, *Modern aspects of the circulation in health and disease*. Lea & Febiger, 1923, ISBN : 1172341869.
- [75] M. PAUKKUNEN et al., « Seismocardiography: Practical implementation and feasibility », thèse de doct., 2014, ISBN : 978-952-60-5874-0.
- [76] Z. JIA, M. ALAZIZ, X. CHI et al., « HB-Phone: A Bed-Mounted Geophone-Based Heartbeat Monitoring System », in *International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*, ACM/IEEE, 2016, p. 1-12. DOI : [10.1109/IPSN.2016.7460676](https://doi.org/10.1109/IPSN.2016.7460676).
- [77] WATCHRANKER. « How Do Smartwatches & Fitness Trackers Measure Your Heart Rate (HR)? » (), adresse : <https://watchranker.com/how-do-smartwatches-fitness-trackers-measure-heart-rate/>.
- [78] ROYAL SOCIETY OF CHEMISTRY. « I 'heart' my smartwatch ». (jan. 2021), adresse : <https://edu.rsc.org/feature/the-science-of-smartwatches/4013008.article>.
- [79] E. A. VOGELS. « About one-in-five Americans use a smart watch or fitness tracker ». (jan. 2020), adresse : <https://www.tomsguide.com/us/iphone-x-face-id-speed-up,news-26060.html>.
- [80] F. LANDREANI, A. MARTIN-YEBRA, C. CASELLATO et al., « Beat-to-beat heart rate detection by smartphone's accelerometers: Validation with ECG », in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2016, p. 525-528. DOI : [10.1109/EMBC.2016.7590755](https://doi.org/10.1109/EMBC.2016.7590755).
- [81] L.-J. THOMS, G. COLICCHIA et R. GIRWIDZ, « Phonocardiography with a smartphone », *Physics Education*, t. 52, n° 2, p. 023 004, mars 2017. DOI : [10.1088/1361-6552/aa51ec](https://doi.org/10.1088/1361-6552/aa51ec).
- [82] E. JONATHAN et M. LEAHY, « Investigating a smartphone imaging unit for photoplethysmography », *Physiological Measurement*, t. 31, n° 11, N79-N83, 2010. DOI : [10.1088/0967-3334/31/11/n01](https://doi.org/10.1088/0967-3334/31/11/n01).
- [83] J. HEATHERS, « Smartphone-enabled Pulse Rate Variability: An Alternative Methodology for the Collection of Heart Rate Variability in Psychophysiological Research. », *International journal of psychophysiology*, t. 89, n° 3, p. 297-304, 2013. DOI : [10.1016/j.ijpsycho.2013.05.017](https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2013.05.017).

- [84] T. HASHIZUME, T. ARIZONO et K. YATANI, « Auth 'n' Scan: Opportunistic Photoplethysmography in Mobile Fingerprint Authentication », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 137:1-27, 2018. DOI : [10.1145/3161189](https://doi.org/10.1145/3161189).
- [85] U. HA, S. ASSANA et F. ADIB, « Contactless seismocardiography via deep learning radars », in *International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, ACM, 2020, p. 1-14. DOI : [10.1145/3372224.3419982](https://doi.org/10.1145/3372224.3419982).
- [86] F. ADIB, H. MAO, Z. KABELAC, D. KATABI et R. C. MILLER, « Smart homes that monitor breathing and heart rate », in *Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI)*, ACM, 2015, p. 837-846. DOI : [10.1145/2702123.2702200](https://doi.org/10.1145/2702123.2702200).
- [87] F. ZHANG, Z. WANG, B. JIN, J. XIONG et D. ZHANG, « Your Smart Speaker Can "Hear" Your Heartbeat! », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 4, n° 4, p. 1-24, 2020. DOI : [10.1145/3432237](https://doi.org/10.1145/3432237).
- [88] WIKIPEDIA. « Radar ». (), adresse : <https://fr.wikipedia.org/wiki/Radar>.
- [89] —, « Sodar ». (), adresse : <https://fr.wikipedia.org/wiki/Sodar>.
- [90] —, « Signal-to-noise ratio ». (), adresse : https://en.wikipedia.org/wiki/Signal-to-noise_ratio.
- [91] E. JONATHAN et M. J. LEAHY, « Cellular phone-based photoplethysmographic imaging », *Journal of Biophotonics*, t. 4, n° 5, p. 293-296, 2011. DOI : [10.1002/jbio.201000050](https://doi.org/10.1002/jbio.201000050).
- [92] C. G. SCULLY, J. LEE, J. MEYER et al., « Physiological Parameter Monitoring from Optical Recordings With a Mobile Phone », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, t. 59, n° 2, p. 303-306, 2012. DOI : [10.1109/TBME.2011.2163157](https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2163157).
- [93] A. PAL, A. SINHA, A. DUTTA CHOUDHURY, T. CHATTOPADYAY et A. VISVANATHAN, « A Robust Heart Rate Detection Using Smart-Phone Video », in *International Symposium on Theory, Algorithmic Foundations, and Protocol Design for Mobile Networks and Mobile Computing (MobiHoc)*, ACM, 2013, p. 43-48. DOI : [10.1145/2491148.2491156](https://doi.org/10.1145/2491148.2491156).
- [94] M. GREGOSKI, A. VERTEGEL et F. TREIBER, « Photoplethysmograph (PPG) Derived Heart Rate (HR) Acquisition Using an Android Smart Phone », in *Conference on Wireless Health (WH)*, ACM, 2011, 23:1-2. DOI : [10.1145/2077546.2077572](https://doi.org/10.1145/2077546.2077572).
- [95] F. GUEDE-FERNANDEZ, V. FERRER-MILEO, J. RAMOS-CASTRO, M. FERNÁNDEZ-CHIMENO et M. GARCIA-GONZALEZ, « Real time heart rate variability assessment from Android smartphone camera photoplethysmography: Postural and device influences », in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2015, p. 7332-7335. DOI : [10.1109/EMBC.2015.7320085](https://doi.org/10.1109/EMBC.2015.7320085).
- [96] P. PELEGRIS, K. BANITSAS, T. ORBACH et K. MARIAS, « A novel method to detect Heart Beat Rate using a mobile phone », in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEMBS)*, IEEE, 2010, p. 5488-5491. DOI : [10.1109/IEMBS.2010.5626580](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2010.5626580).
- [97] K. TYAPOCHKIN, E. SMORODNIKOVA et P. PRAVDIN, « Smartphone PPG: signal processing, quality assessment, and impact on HRV parameters », in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2019, p. 4237-4240. DOI : [10.1109/EMBC.2019.8856540](https://doi.org/10.1109/EMBC.2019.8856540).

- [98] R.-Y. HUANG et L.-R. DUNG, « Measurement of heart rate variability using off-the-shelf smart phones », *BioMedical Engineering OnLine*, t. 15, n° 1, p. 11, 2016. DOI : [10.1186/s12938-016-0127-8](https://doi.org/10.1186/s12938-016-0127-8).
- [99] J. GORDON, « Certain Molar Movements of the Human Body produced by the Circulation of the Blood », *Journal of anatomy and physiology*, t. 11, n° Pt 3, p. 533-536, 1877.
- [100] I. STARR, A. J. RAWSON et al., « Studies on the estimation of cardiac output in man, and of abnormalities in cardiac function, from the heart's recoil and the blood's impacts; the ballistocardiogram », *American Journal of Physiology-Legacy Content*, t. 127, n° 1, p. 1-28, 1939. DOI : [10.1152/ajplegacy.1939.127.1.1](https://doi.org/10.1152/ajplegacy.1939.127.1.1).
- [101] A. VEKKAJAJA, S. RAJALA et al., « Correlation approach for the detection of the heartbeat intervals using force sensors placed under the bed posts », *Journal of medical engineering & technology*, t. 37, n° 5, p. 327-333, 2013. DOI : [10.3109/03091902.2013.807523](https://doi.org/10.3109/03091902.2013.807523).
- [102] A. ALBUKHARI, F. A. LIMA et U. MESCHEDER, « Bed-Embedded Heart and Respiration Rates Detection by Longitudinal Ballistocardiography and Pattern Recognition », *Sensors*, t. 19, n° 6, p. 1451, 2019. DOI : [10.3390/s19061451](https://doi.org/10.3390/s19061451).
- [103] Y. CHEE, J. HAN, J. YOUN et K. PARK, « Air mattress sensor system with balancing tube for unconstrained measurement of respiration and heart beat movements. », *Physiological measurement*, t. 26, n° 4, p. 413, 2005. DOI : [10.1088/0967-3334/26/4/007](https://doi.org/10.1088/0967-3334/26/4/007).
- [104] S.-T. CHOE et W.-D. CHO, « Simplified real-time heartbeat detection in ballistocardiography using a dispersion-maximum method », *Biomedical Research (India)*, t. 28, p. 3974-3985, 2017.
- [105] Y. ZHU, H. ZHANG, M. JAYACHANDRAN, A. NG, J. BISWAS et Z. CHEN, « Ballistocardiography with fiber optic sensor in headrest position: A feasibility study and a new processing algorithm », *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, p. 5203-5206, 2013. DOI : [10.1109/EMBC.2013.6610721](https://doi.org/10.1109/EMBC.2013.6610721).
- [106] N. JÄHNE-RADEN, M. MARSCHOLLEK, U. KULAU et L. WOLF, « HeartBeat the Odds: A Novel Digital Ballistocardiographic Sensor System », in *Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys)*, ACM, 2017, 59:1-2. DOI : [10.1145/3131672.3136973](https://doi.org/10.1145/3131672.3136973).
- [107] F. LANDREANI, M. MORRI, A. MARTIN-YEBRA et al., « Ultra-short-term heart rate variability analysis on accelerometric signals from mobile phone », in *E-Health and Bioengineering Conference (EHB)*, IEEE, 2017, p. 241-244. DOI : [10.1109/EHB.2017.7995406](https://doi.org/10.1109/EHB.2017.7995406).
- [108] M. LI et X. LI, « Verification based ECG biometrics with cardiac irregular conditions using heartbeat level and segment level information fusion », in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2014, p. 3769-3773. DOI : [10.1109/ICASSP.2014.6854306](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2014.6854306).
- [109] A. K. JAIN, A. ROSS et S. PRABHAKAR, « An introduction to biometric recognition », *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, t. 14, n° 1, p. 4-20, 2004. DOI : [10.1109/TCSVT.2003.818349](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2003.818349).
- [110] S. A. ISRAEL, J. M. IRVINE et al., « ECG to Identify Individuals », *Elsevier Pattern Recognition*, t. 38, n° 1, p. 133-142, 2005. DOI : [10.1016/j.patcog.2004.05.014](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2004.05.014).
- [111] T. SHEN, W. TOMPKINS et Y. HU, « One-lead ECG for identity verification », in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, t. 1, IEEE, 2002, p. 62-63. DOI : [10.1109/IEMBS.2002.1134388](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2002.1134388).

- [112] T. CHOUDHARY et M. S. MANIKANDAN, « A novel unified framework for noise-robust ECG-based biometric authentication », in *International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, 2015, p. 186-191. DOI : [10.1109/SPIN.2015.7095379](https://doi.org/10.1109/SPIN.2015.7095379).
- [113] M. INGALE, R. CORDEIRO et al., « ECG Biometric Authentication: A Comparative Analysis », *IEEE Access*, t. 8, p. 117 853-117 866, 2020. DOI : [10.1109/ACCESS.2020.3004464](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3004464).
- [114] J. ARTEAGA-FALCONI, H. AL OSMAN et A. EL SADDIK, « ECG Authentication for Mobile Devices », *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, t. 65, n° 3, p. 591-600, déc. 2015. DOI : [10.1109/TIM.2015.2503863](https://doi.org/10.1109/TIM.2015.2503863).
- [115] M. FARRAG, M. ABO-ZAHHAD et al., « Heart-ID: Human Identity Recognition Using Heart sounds Based on Modifying Mel-Frequency Cepstral Features », *IET Biometrics*, t. 5, n° 4, p. 284-296, 2016. DOI : [10.1049/iet-bmt.2015.0033](https://doi.org/10.1049/iet-bmt.2015.0033).
- [116] M. ABO-ZAHHAD, S. M. AHMED et S. N. ABBAS, « PCG biometric identification system based on feature level fusion using canonical correlation analysis », in *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, 2014, p. 1-6. DOI : [10.1109/CCECE.2014.6901068](https://doi.org/10.1109/CCECE.2014.6901068).
- [117] T. MEITEI, A. SINAM et S. MAJUMDER, « PCG BASED BIOMETRIC », in 2018, p. 1-25. DOI : [10.4018/978-1-5225-5152-2.ch001](https://doi.org/10.4018/978-1-5225-5152-2.ch001).
- [118] A. LEE et Y. KIM, « Photoplethysmography as a form of biometric authentication », in *IEEE SENSORS*, 2015, p. 1-2. DOI : [10.1109/ICSENS.2015.7370629](https://doi.org/10.1109/ICSENS.2015.7370629).
- [119] J. SANCHO, A. ALESANCO et J. GARCÍA, « Biometric Authentication Using the PPG: A Long-Term Feasibility Study », *Sensors*, t. 18, n° 5, 2018. DOI : [10.3390/s18051525](https://doi.org/10.3390/s18051525).
- [120] A. A. BUI, Z. YU et F. M. BUI, « A biometric modality based on the seismocardiogram (SCG) », in *International Conference and Workshop on Computing and Communication (IEMCON)*, IEEE, 2015, p. 1-7. DOI : [10.1109/IEMCON.2015.7344512](https://doi.org/10.1109/IEMCON.2015.7344512).
- [121] J. SHANG et J. WU, « A Usable Authentication System Using Wrist-Worn Photoplethysmography Sensors on Smartwatches », in *Conference on Communications and Network Security (CNS)*, IEEE, 2019, p. 1-9. DOI : [10.1109/CNS.2019.8802738](https://doi.org/10.1109/CNS.2019.8802738).
- [122] J. HEBERT, B. LEWIS, H. CAI, K. K. VENKATASUBRAMANIAN, M. PROVOST et K. CHARLEBOIS, *Ballistocardiogram-based Authentication using Convolutional Neural Networks*, 2018. arXiv : [1807.03216](https://arxiv.org/abs/1807.03216) [eess.SP].
- [123] W. R. SCARBOROUGH et S. A. TALBOT, « Proposals for Ballistocardiographic Nomenclature and Conventions: Revised and Extended », *Circulation*, t. 14, n° 3, p. 435-450, 1956. DOI : [10.1161/01.CIR.14.3.435](https://doi.org/10.1161/01.CIR.14.3.435).
- [124] I. STARR et F. C. WOOD, « Studies with the ballistocardiograph in acute cardiac infarction and chronic angina pectoris », *American Heart Journal*, t. 25, n° 1, p. 81-101, 1943. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0002-8703\(43\)90383-7](https://doi.org/10.1016/S0002-8703(43)90383-7).
- [125] H. MANDELBAUM et R. A. MANDELBAUM, « Studies Utilizing the Portable Electromagnetic Ballistocardiograph », *Circulation*, t. 7, n° 6, p. 910-915, 1951. DOI : [10.1161/01.cir.7.6.910](https://doi.org/10.1161/01.cir.7.6.910).
- [126] I. STARR, S. I. ASKOVITZ et E. M. MANDELBAUM, « Items of Prognostic Value in the Clinical Study: The Relationship of Symptoms, Heart Size, Blood Pressure, Electrocardiogram, and Ballistocardiogram to After-Histories and to Each Other », *Journal of American Medical Association*, t. 192, n° 2, p. 83-87, 1965. DOI : [10.1001/jama.1965.03080150013002](https://doi.org/10.1001/jama.1965.03080150013002).

- [127] N. BRUINING, E. CAIANI et al., « Acquisition and analysis of cardiovascular signals on smartphones: potential, pitfalls and perspectives: By the Task Force of the e-Cardiology Working Group of European Society of Cardiology », *European Journal of Preventive Cardiology*, t. 21, n° 2_suppl, p. 4-13, 2014. DOI : [10.1177/2047487314552604](https://doi.org/10.1177/2047487314552604).
- [128] E. S. WINOKUR, D. D. HE et C. G. SODINI, « A wearable vital signs monitor at the ear for continuous heart rate and Pulse Transit Time measurements », in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, IEEE, 2012, p. 2724-2727. DOI : [10.1109/EMBC.2012.6346527](https://doi.org/10.1109/EMBC.2012.6346527).
- [129] *LSM6DSO Datasheet - iNEMO inertial module: always-on 3D accelerometer and 3D gyroscope*, DS12140 - Rev 2, STMicroelectronics, jan. 2019. adresse : <https://www.st.com/resource/en/datasheet/lsm6dso.pdf>.
- [130] *BMI160 Datasheet - Small, low power inertial measurement unit*, BST-BMI160-DS0001-08, Bosch Sensortec, oct. 2018. adresse : <https://www.bosch-sensortec.com/media/boschsensortec/downloads/datasheets/bst-bmi160-ds000.pdf>.
- [131] *LSM6DSM Datasheet - iNEMO inertial module: always-on 3D accelerometer and 3D gyroscope*, DocID028165 Rev 7, STMicroelectronics, sept. 2017. adresse : <https://www.st.com/resource/en/datasheet/lsm6dsm.pdf>.
- [132] *MPU-6500 Product Specification Revision 1.1*, Document Number: PS-MPU-6500A-01, InvenSense Inc., mai 2014. adresse : <https://invensense.tdk.com/wp-content/uploads/2015/02/MPU-6500-Datasheet2.pdf>.
- [133] L. GIOVANGRANDI, O. T. INAN, R. M. WIARD et al., « Ballistocardiography—a method worth revisiting », in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, IEEE, 2011, p. 4279-4282. DOI : [10.1109/IEMBS.2011.6091062](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011.6091062).
- [134] GIMA S.P.A. « PM10 PALM ECG », Contec Medical Systems Co., Ltd. (mars 2020), adresse : https://www.gimaitaly.com/prodotti.asp?sku=33246%5C&dept%5C_selected=580%5C&dept%5C_id=5801.
- [135] M. MALIK, « Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use », *Circulation*, t. 93, n° 5, p. 1043-1065, 1996. DOI : [10.1161/01.CIR.93.5.1043](https://doi.org/10.1161/01.CIR.93.5.1043).
- [136] S. MAHDIANI, V. JEYHANI, M. PELTOKANGAS et A. VEKKAJA, « Is 50 Hz high enough ECG sampling frequency for accurate HRV analysis? », in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2015, p. 5948-5951. DOI : [10.1109/EMBC.2015.7319746](https://doi.org/10.1109/EMBC.2015.7319746).
- [137] D. L. DONOHO et I. M. JOHNSTONE, « Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage », *Biometrika*, t. 81, n° 3, p. 425-455, 1994. DOI : [10.1093/biomet/81.3.425](https://doi.org/10.1093/biomet/81.3.425).
- [138] I. JOLLIFFE, *Principal Component Analysis, Second Edition*. Springer, 2002, ISBN : 978-1-4419-2999-0.
- [139] J. ALLEN, « Short term spectral analysis, synthesis, and modification by discrete Fourier transform », *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, t. 25, n° 3, p. 235-238, 1977. DOI : [10.1109/TASSP.1977.1162950](https://doi.org/10.1109/TASSP.1977.1162950).
- [140] A. GROSSMANN, R. KRONLAND-MARTINET et J. MORLET, « Reading and Understanding Continuous Wavelet Transforms », in *Wavelets*, Springer, 1989. DOI : [10.1007/978-3-642-75988-8_1](https://doi.org/10.1007/978-3-642-75988-8_1).
- [141] O. RIOUL et M. VETTERLI, « Wavelets and signal processing », *IEEE Signal Processing Magazine*, t. 8, n° 4, p. 14-38, 1991. DOI : [10.1109/79.91217](https://doi.org/10.1109/79.91217).

- [142] A. D. MELNIKOV, Y. P. TSENTALOVICH et V. V. YANSHOLE, « Deep learning for the precise peak detection in high-resolution LC–MS data », *Analytical chemistry*, t. 92, n° 1, p. 588-592, 2019. DOI : [10.1021/acs.analchem.9b04811](https://doi.org/10.1021/acs.analchem.9b04811).
- [143] M. U. ZAHID, S. KIRANYAZ, T. INCE et al., « Robust R-Peak Detection in Low-Quality Holter ECGs using 1D Convolutional Neural Network », *arXiv preprint arXiv:2101.01666*, 2020.
- [144] M. N. SCHMIDT, T. S. ALSTRØM, M. SVENDSTORP et J. LARSEN, « Peak Detection and Baseline Correction Using a Convolutional Neural Network », in *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, 2019, p. 2757-2761. DOI : [10.1109/ICASSP.2019.8682311](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2019.8682311).
- [145] N. SRIVASTAVA, G. HINTON, A. KRIZHEVSKY, I. SUTSKEVER et R. SALAKHUTDINOV, « Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting », *Journal of Machine Learning Research*, t. 15, n° 56, p. 1929-1958, 2014.
- [146] S. IOFFE et C. SZEGEDY, *Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift*, 2015. arXiv : [1502.03167](https://arxiv.org/abs/1502.03167) [cs.LG].
- [147] S. HOCHREITER et J. SCHMIDHUBER, « Long Short-Term Memory », *Neural Computation*, t. 9, n° 8, p. 1735-1780, 1997. DOI : [10.1162/neco.1997.9.8.1735](https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735).
- [148] « TensorFlow Lite », TensorFlow. (), adresse : <https://www.tensorflow.org/lite>.
- [149] *Commons Math: The Apache Commons Mathematics Library*, <http://commons.apache.org/proper/commons-math/>.
- [150] W. M. ASSOCIATION, « World Medical Association Declaration of Helsinki: Ethical Principles for Medical Research Involving Human Subjects », *Journal of American Medical Association*, t. 310, n° 20, p. 2191-2194, 2013. DOI : [10.1001/jama.2013.281053](https://doi.org/10.1001/jama.2013.281053).
- [151] H. HE et E. A. GARCIA, « Learning from Imbalanced Data », *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, t. 21, n° 9, p. 1263-1284, 2009. DOI : [10.1109/TKDE.2008.239](https://doi.org/10.1109/TKDE.2008.239).
- [152] D. P. KINGMA et J. BA, *Adam: A Method for Stochastic Optimization*, 2014. arXiv : [1412.6980](https://arxiv.org/abs/1412.6980) [cs.LG].
- [153] R. J. WILLIAMS et D. ZIPSER, « A Learning Algorithm for Continually Running Fully Recurrent Neural Networks », *Neural Computation*, t. 1, n° 2, p. 270-280, 1989. DOI : [10.1162/neco.1989.1.2.270](https://doi.org/10.1162/neco.1989.1.2.270).
- [154] AZUMIO INC, *Instant Heart Rate [Mobile application software]*, <https://play.google.com/store/apps/details?id=si.modula.android.instantheartrate>, 2010.
- [155] LTD. SAMSUNG ELECTRONICS CO, *Samsung Health [Mobile application software]*, <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.sec.android.app.shealth>, 2014.
- [156] *TensorFlow Lite delegates*, <https://www.tensorflow.org/lite/performance/delegates>, TensorFlow.
- [157] S. HAN, H. MAO et al., *Deep Compression: Compressing Deep Neural Networks with Pruning, Trained Quantization and Huffman Coding*, 2015. arXiv : [1510.00149](https://arxiv.org/abs/1510.00149) [cs.CV].
- [158] ANDROID DEVELOPERS. « Measure app performance with Android Profiler », Google. (oct. 2020), adresse : <https://developer.android.com/studio/profile/cpu-profiler>.

- [159] WIKIPEDIA. « Pegasus Project (investigation) ». (oct. 2021), adresse : [https://en.wikipedia.org/wiki/Pegasus%5C_Project%5C_\(investigation\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Pegasus%5C_Project%5C_(investigation)).
- [160] R. MORRIS et K. THOMPSON, « Password Security: A Case History », *Communications of the ACM*, t. 22, n° 11, 1979. DOI : [10.1145/359168.359172](https://doi.org/10.1145/359168.359172).
- [161] W. MENG, W. LI et al., « On Multiple Password Interference of Touch Screen Patterns and Text Passwords », in *Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI)*, ACM, 2016, p. 4818-4822. DOI : [10.1145/2858036.2858547](https://doi.org/10.1145/2858036.2858547).
- [162] F. TARI, A. A. OZOK et S. H. HOLDEN, « A Comparison of Perceived and Real Shoulder-Surfing Risks between Alphanumeric and Graphical Passwords », in *Symposium on Usable Privacy and Security (SOUPS)*, ACM, 2006, p. 56-66. DOI : [10.1145/1143120.1143128](https://doi.org/10.1145/1143120.1143128).
- [163] Q. SU, J. TIAN et al., « A Fingerprint Authentication System Based on Mobile Phone », in *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA)*, Springer, 2005, p. 151-159. DOI : [10.1007/11527923_16](https://doi.org/10.1007/11527923_16).
- [164] P. ABENI, M. BALTATU et R. D'ALESSANDRO, « A Face Recognition System for Mobile Phones », in *Securing Electronic Business Processes: Highlights of the Information Security Solutions Europe (ISSE)*. Vieweg, 2006, p. 211-217. DOI : [10.1007/978-3-8348-9195-2_23](https://doi.org/10.1007/978-3-8348-9195-2_23).
- [165] N. DEHAK, P. J. KENNY et al., « Front-End Factor Analysis for Speaker Verification », *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, t. 19, n° 4, p. 788-798, 2011. DOI : [10.1109/TASL.2010.2064307](https://doi.org/10.1109/TASL.2010.2064307).
- [166] PAYMENTSJOURNAL. « By 2024, How Many Smartphone Owners Will Use Biometrics? » (Juin 2020), adresse : <https://www.paymentsjournal.com/by-2024-how-many-smartphone-owners-will-use-biometrics/>.
- [167] N. ERDOGMUS et S. MARCEL, « Spoofing Face Recognition With 3D Masks », *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, t. 9, n° 7, p. 1084-1097, 2014. DOI : [10.1109/TIFS.2014.2322255](https://doi.org/10.1109/TIFS.2014.2322255).
- [168] S. KUMAR, S. SINGH et J. KUMAR, « A comparative study on face spoofing attacks », in *2017 International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)*, 2017, p. 1104-1108. DOI : [10.1109/CCAA.2017.8229961](https://doi.org/10.1109/CCAA.2017.8229961).
- [169] CISCO TALOS GROUP. « Fingerprint cloning: Myth or reality? » (Avr. 2020), adresse : <https://blog.talosintelligence.com/2020/04/fingerprint-research.html>.
- [170] DREAMLAB TECHNOLOGIES. « Attacking Biometric Systems with 3D Printing ». (août 2020), adresse : <https://dreamlab.net/en/blog/post/attacking-biometric-systems-with-3d-printing-1/>.
- [171] P. L. DE LEON, M. PUCHER et al., « Evaluation of Speaker Verification Security and Detection of HMM-Based Synthetic Speech », *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, t. 20, n° 8, p. 2280-2290, 2012. DOI : [10.1109/TASL.2012.2201472](https://doi.org/10.1109/TASL.2012.2201472).
- [172] J. CHAUHAN, Y. HU et al., « BreathPrint: Breathing Acoustics-Based User Authentication », in *International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys)*, ACM, 2017, p. 278-291. DOI : [10.1145/3081333.3081355](https://doi.org/10.1145/3081333.3081355).
- [173] C. HUANG, H. CHEN et al., « BreathLive: Liveness Detection for Heart Sound Authentication with Deep Breathing », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 2, n° 1, 12:1-25, 2018. DOI : [10.1145/3191744](https://doi.org/10.1145/3191744).

- [174] C.-S. KIM, S. OBER et al., « Ballistocardiogram: Mechanism and Potential for Unobtrusive Cardiovascular Health Monitoring », *Scientific Reports*, t. 6, n° 1, p. 31 297, août 2016. DOI : [10.1038/srep31297](https://doi.org/10.1038/srep31297).
- [175] ANONYMOUS, *Hand-BCG & SCG signals dataset*, version 1.0, Zenodo, août 2021. DOI : [10.5281/zenodo.5187910](https://doi.org/10.5281/zenodo.5187910). adresse : <https://doi.org/10.5281/zenodo.5187910>.
- [176] W. Q. LINDH, M. POOLER, C. D. TAMPARO, B. M. DAHL et J. MORRIS, *Delmar's comprehensive medical assisting: administrative and clinical competencies*. Cengage Learning, 2013, ISBN : 1-305-96479-9.
- [177] A. TAEBI, B. SOLAR, A. BOMAR, R. SANDLER et H. A. MANSY, « Recent Advances in Seismocardiography », *Vibration*, t. 2, n° 1, p. 64-86, 2019. DOI : [10.3390/vibration2010005](https://doi.org/10.3390/vibration2010005).
- [178] M. CHRIST, N. BRAUN, J. NEUFFER et A. W. KEMPA-LIEHR, « Time Series Feature Extraction on basis of Scalable Hypothesis tests (tsfresh – A Python package) », *Elsevier Neurocomputing*, t. 307, p. 72-77, 2018. DOI : [10.1016/j.neucom.2018.03.067](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.03.067). adresse : <https://tsfresh.readthedocs.io>.
- [179] F. PEDREGOSA, G. VAROQUAUX, A. GRAMFORT et al., « Scikit-learn: Machine Learning in Python », *Journal of Machine Learning Research*, t. 12, n° 85, p. 2825-2830, 2011. adresse : <https://scikit-learn.org>.
- [180] G. V. TRUNK, « A Problem of Dimensionality: A Simple Example », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, t. PAMI-1, n° 3, p. 306-307, 1979. DOI : [10.1109/TPAMI.1979.4766926](https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766926).
- [181] L. BREIMAN, J. FRIEDMAN, C. STONE et R. OLSHEN, *Classification and Regression Trees*. Chapman et Hall/CRC, 1984, ISBN : 9780412048418.
- [182] S. ML. « MLib - Decision Trees ». (), adresse : <https://spark.apache.org/docs/1.3.0/mllib-decision-tree.html>.
- [183] I. H. WITTEN, E. FRANK et al., *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, 4th. Elsevier, 2017. DOI : [10.1016/C2015-0-02071-8](https://doi.org/10.1016/C2015-0-02071-8).
- [184] M. SPOONAUER. « iPhone X Face ID Slower Than Touch ID (But There's a Fix) ». (nov. 2017), adresse : <https://www.tomsguide.com/us/iphone-x-face-id-speed-up,news-26060.html>.
- [185] J. CHAUHAN, Y. D. KWON et al., « ContAuth: Continual Learning Framework for Behavioral-Based User Authentication », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 4, n° 4, 122:1-23, 2020. DOI : [10.1145/3432203](https://doi.org/10.1145/3432203).
- [186] J. MANGIAVACCHI et S. CASTRO, *SwiftCoreMLTools: A Swift Library for creating CoreML models in Swift*. <https://github.com/JacopoMangiavacchi/SwiftCoreMLTools>, 2020.
- [187] Y. WU, Z. WANG et al., « Enabling On-Device CNN Training by Self-Supervised Instance Filtering and Error Map Pruning », adresse : <https://arxiv.org/abs/2007.03213>.
- [188] WORDSTREAM. « Geo-targeting: What Is Geo-targeting? » (), adresse : <https://www.wordstream.com/geo-targeting>.
- [189] POLESTAR. « Pole Star pionnier et leader de la géolocalisation indoor depuis 10 ans ». (), adresse : <https://www.polestar.eu/fr/>.
- [190] INSOFT. « Indoor Navigation - Solutions by insoft ». (), adresse : <https://www.insoft.com/basics/indoor-navigation/>.

- [191] SMARTQUEUE. « Queue Management System Solutions for Smarter Queue Experience ». (), adresse : <https://www.smartqueue.com.au/>.
- [192] GOOGLE. « Indoor - Google Maps ». (), adresse : <http://maps.google.fr/help/maps/indoormaps/>.
- [193] IEEE, « IEEE Draft Standard for Information technology–Telecommunications and information exchange between systems - Local and metropolitan area networks–Specific requirements Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications », *IEEE P802.11-REVmc/D6.0*, juin 2016.
- [194] R. AYYALASOMAYAJULA, D. VASISHT et D. BHARADIA, « BLoc: CSI-Based Accurate Localization for BLE Tags », in *International Conference on Emerging Networking EXperiments and Technologies (CoNEXT)*, ACM, 2018, p. 126-138. DOI : [10.1145/3281411.3281428](https://doi.org/10.1145/3281411.3281428).
- [195] R. DALCE, A. van den BOSSCHE et T. VAL, « Reducing Localisation Overhead: A Ranging Protocol and an Enhanced Algorithm for UWB-Based WSNs », in *Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, IEEE, 2015, p. 1-5. DOI : [10.1109/VTCSpring.2015.7146048](https://doi.org/10.1109/VTCSpring.2015.7146048).
- [196] Y.-S. KUO, P. PANNUTO, K.-J. HSIAO et P. DUTTA, « Luxapose: Indoor Positioning with Mobile Phones and Visible Light », in *International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, ACM, 2014, p. 447-458. DOI : [10.1145/2639108.2639109](https://doi.org/10.1145/2639108.2639109).
- [197] F. LEMIC, J. MARTIN, C. YARP et al., « Localization as a feature of mmWave communication », in *International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*, IEEE, 2016, p. 1033-1038. DOI : [10.1109/IWCMC.2016.7577201](https://doi.org/10.1109/IWCMC.2016.7577201).
- [198] V. OTSASON, A. VARSHAVSKY, A. LAMARCA et E. de LARA, « Accurate GSM Indoor Localization », in *International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp)*, Springer, 2005, p. 141-158. DOI : [10.1007/11551201_9](https://doi.org/10.1007/11551201_9).
- [199] B. ISLAM, M. T. ISLAM, J. KAUR et S. NIRJON, « LoRaIn: Making a Case for LoRa in Indoor Localization », in *International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*, IEEE, 2019, p. 423-426. DOI : [10.1109/PERCOMW.2019.8730767](https://doi.org/10.1109/PERCOMW.2019.8730767).
- [200] V. BIANCHI, P. CIAMPOLINI et I. DE MUNARI, « RSSI-Based Indoor Localization and Identification for ZigBee Wireless Sensor Networks in Smart Homes », *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, t. 68, n° 2, p. 566-575, 2019. DOI : [10.1109/TIM.2018.2851675](https://doi.org/10.1109/TIM.2018.2851675).
- [201] Q. SONG, S. GUO, X. LIU et Y. YANG, « CSI Amplitude Fingerprinting-Based NB-IoT Indoor Localization », *IEEE Internet of Things Journal*, t. 5, n° 3, p. 1494-1504, 2018. DOI : [10.1109/JIOT.2017.2782479](https://doi.org/10.1109/JIOT.2017.2782479).
- [202] J. MOUTINHO, R. ARAÚJO et D. FREITAS, « Indoor localization with audible sound — Towards practical implementation », *Pervasive and Mobile Computing*, t. 29, p. 1-16, 2016. DOI : [10.1016/j.pmcj.2015.10.016](https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2015.10.016).
- [203] M. HAZAS et A. HOPPER, « Broadband ultrasonic location systems for improved indoor positioning », *IEEE Transactions on Mobile Computing*, t. 5, n° 5, p. 536-547, 2006. DOI : [10.1109/TMC.2006.57](https://doi.org/10.1109/TMC.2006.57).
- [204] Y. YAO, L. PAN, W. FEN, X. XU, X. LIANG et X. XU, « A Robust Step Detection and Stride Length Estimation for Pedestrian Dead Reckoning Using a Smartphone », *IEEE Sensors Journal*, t. 20, n° 17, p. 9685-9697, 2020. DOI : [10.1109/JSEN.2020.2989865](https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2989865).

- [205] W. ZHU, J. CAO, Y. XU, L. YANG et J. KONG, « Fault-tolerant RFID reader localization based on passive RFID tags », in *International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2012, p. 2183-2191. DOI : [10.1109/INFOCOM.2012.6195603](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2012.6195603).
- [206] S. SEN, J. LEE, K.-H. KIM et P. CONGDON, « Avoiding Multipath to Revive Inbuilding WiFi Localization », in *International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys)*, ACM, 2013, p. 249-262. DOI : [10.1145/2462456.2464463](https://doi.org/10.1145/2462456.2464463).
- [207] E. SOLTANAGHAEI, A. KALYANARAMAN et K. WHITEHOUSE, « Multipath Triangulation: Decimeter-level WiFi Localization and Orientation with a Single Unaided Receiver », in *International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys)*, ACM, 2018, p. 376-388. DOI : [10.1145/3210240.3210347](https://doi.org/10.1145/3210240.3210347).
- [208] Z. TIAN, Z. LI, M. ZHOU, Y. JIN et Z. WU, « PILA: Sub-Meter Localization Using CSI from Commodity Wi-Fi Devices », *Sensors*, t. 16, n° 10, 2016. DOI : [10.3390/s16101664](https://doi.org/10.3390/s16101664).
- [209] Y. XIE, Z. LI et M. LI, « Precise Power Delay Profiling with Commodity WiFi », in *International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, ACM, 2015, p. 53-64. DOI : [10.1145/2789168.2790124](https://doi.org/10.1145/2789168.2790124).
- [210] F. ZAFARI, A. GKELIAS et K. K. LEUNG, « A Survey of Indoor Localization Systems and Technologies », *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, t. 21, n° 3, p. 2568-2599, 2019. DOI : [10.1109/COMST.2019.2911558](https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2911558).
- [211] A. YASSIN, Y. NASSER, M. AWAD et al., « Recent Advances in Indoor Localization: A Survey on Theoretical Approaches and Applications », *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, DOI : [10.1109/COMST.2016.2632427](https://doi.org/10.1109/COMST.2016.2632427).
- [212] J. XIAO, Z. ZHOU, Y. YI et L. M. NI, « A Survey on Wireless Indoor Localization from the Device Perspective », *ACM Computing Surveys*, t. 49, n° 2, 2016. DOI : [10.1145/2933232](https://doi.org/10.1145/2933232).
- [213] J. LUOMALA et I. HAKALA, « Effects of temperature and humidity on radio signal strength in outdoor wireless sensor networks », in *Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, IEEE, 2015, p. 1247-1255. DOI : [10.15439/2015F241](https://doi.org/10.15439/2015F241).
- [214] A. GUIDARA, G. FERSI, F. DERBEL et M. B. JEMAA, « Impacts of Temperature and Humidity variations on RSSI in indoor Wireless Sensor Networks », *Elsevier Procedia Computer Science*, t. 126, p. 1072-1081, 2018. DOI : [10.1016/j.procs.2018.08.044](https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.044).
- [215] F. IZQUIERDO, M. CIURANA, F. BARCELO, J. PARADELLS et E. ZOLA, « Performance evaluation of a TOA-based trilateration method to locate terminals in WLAN », in *International Symposium on Wireless Pervasive Computing (ISWPC)*, IEEE, 2006, p. 1-6. DOI : [10.1109/ISWPC.2006.1613598](https://doi.org/10.1109/ISWPC.2006.1613598).
- [216] P. BAHL et V. N. PADMANABHAN, « RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system », in *International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2000, p. 775-784. DOI : [10.1109/INFOCOM.2000.832252](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2000.832252).
- [217] P. KUMAR, L. REDDY et S. VARMA, « Distance measurement and error estimation scheme for RSSI based localization in Wireless Sensor Networks », in *International Conference on Wireless Communication and Sensor Networks (WCSN)*, IEEE, 2009, p. 1-4. DOI : [10.1109/WCSN.2009.5434802](https://doi.org/10.1109/WCSN.2009.5434802).
- [218] B. FERRIS, D. FOX et N. LAWRENCE, « WiFi-SLAM Using Gaussian Process Latent Variable Models », in *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, t. 7, Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2007, p. 2480-2485.

- [219] A. GOSWAMI, L. E. ORTIZ et S. R. DAS, « WiGEM: A Learning-based Approach for Indoor Localization », in *Conference on emerging Networking EXperiments and Technologies (CoNEXT)*, ACM, 2011, p. 1-12. DOI : [10.1145/2079296.2079299](https://doi.org/10.1145/2079296.2079299).
- [220] T. Q. WANG, Y. A. SEKERCIOGLU, A. NEILD et J. ARMSTRONG, « Position accuracy of time-of-arrival based ranging using visible light with application in indoor localization systems », *IEEE Journal of Lightwave Technology*, t. 31, n° 20, p. 3302-3308, DOI : [10.1109/JLT.2013.2281592](https://doi.org/10.1109/JLT.2013.2281592).
- [221] S. A. GOLDEN et S. S. BATEMAN, « Sensor Measurements for Wi-Fi Location with Emphasis on Time-of-Arrival Ranging », *IEEE Transactions on Mobile Computing*, t. 6, n° 10, p. 1185-1198, 2007. DOI : [10.1109/TMC.2007.1002](https://doi.org/10.1109/TMC.2007.1002).
- [222] D. GIUSTINIANO et S. MANGOLD, « CAESAR: Carrier Sense-based Ranging in Off-the-shelf 802.11 Wireless LAN », in *Conference on emerging Networking EXperiments and Technologies (CoNEXT)*, ACM, 2011, p. 1-12. DOI : [10.1145/2079296.2079306](https://doi.org/10.1145/2079296.2079306).
- [223] N. TADAYON, M. T. RAHMAN, S. HAN, S. VALAEE et W. YU, « Decimeter Ranging With Channel State Information », *IEEE Trans. Wireless Communications*, t. 18, n° 7, p. 3453-3468, 2019. DOI : [10.1109/TWC.2019.2914194](https://doi.org/10.1109/TWC.2019.2914194).
- [224] H. SCHULZRINNE, « Dynamic Host Configuration Protocol (DHCPv4 and DHCPv6) Option for Civic Addresses Configuration Information », RFC Editor, RFC 4776, nov. 2006. adresse : <https://www.rfc-editor.org/rfc/rfc4776.txt>.
- [225] WI-FI ALLIANCE®. « Wi-Fi CERTIFIED Location™ brings Wi-Fi® indoor positioning capabilities ». (fév. 2017), adresse : <https://www.wi-fi.org/news-events/newsroom/wi-fi-certified-location-brings-wi-fi-indoor-positioning-capabilities>.
- [226] ANDROID DEVELOPERS. « Wi-Fi location: ranging with RTT ». (2018), adresse : <https://developer.android.com/guide/topics/connectivity/wifi-rtt>.
- [227] B. K. HORN. « Which Wi-Fi access points support the IEEE 802.11mc FTM RTT (a.k.a. IEEE 802.11-2016) protocol? » (2020), adresse : https://people.csail.mit.edu/bkph/ftmrtt_aps.
- [228] G. GUO, R. CHEN, F. YE, X. PENG, Z. LIU et Y. PAN, « Indoor Smartphone Localization: A Hybrid WiFi RTT-RSS Ranging Approach », *IEEE Access*, t. 7, p. 176 767-176 781, 2019. DOI : [10.1109/ACCESS.2019.2957753](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2957753).
- [229] H. CAO, Y. WANG, J. BI, S. XU, M. SI et H. QI, « Indoor Positioning Method Using WiFi RTT Based on LOS Identification and Range Calibration », *ISPRS International Journal of Geo-Information*, t. 9, n° 11, p. 627, 2020. DOI : [10.3390/ijgi9110627](https://doi.org/10.3390/ijgi9110627).
- [230] Y. YU, R. CHEN, L. CHEN, G. GUO, F. YE et Z. LIU, « A Robust Dead Reckoning Algorithm Based on Wi-Fi FTM and Multiple Sensors », *Remote Sensing*, t. 11, n° 5, 2019. DOI : [10.3390/rs11050504](https://doi.org/10.3390/rs11050504).
- [231] K. HAN, S. M. YU, S.-L. KIM et S.-W. KO, « Exploiting User Mobility for WiFi RTT Positioning: A Geometric Approach », *IEEE Internet of Things Journal*, t. 8, n° 19, p. 14 589-14 606, 2021. DOI : [10.1109/JIOT.2021.3070367](https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3070367).
- [232] L. HUANG, B. YU, H. LI et al., « HPIPS: A High-Precision Indoor Pedestrian Positioning System Fusing WiFi-RTT, MEMS, and Map Information », *Sensors*, t. 20, n° 23, p. 6795, DOI : [10.3390/s20236795](https://doi.org/10.3390/s20236795).

- [233] O. HASHEM, M. YOUSSEF et K. A. HARRAS, « WiNar: RTT-based Sub-meter Indoor Localization using Commercial Devices », in *International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, IEEE, 2020, p. 1-10. DOI : [10.1109/PerCom45495.2020.9127363](https://doi.org/10.1109/PerCom45495.2020.9127363).
- [234] L. BANIN, O. BAR-SHALOM, N. DVORECKI et Y. AMIZUR, « Scalable Wi-Fi Client Self-Positioning Using Cooperative FTM-Sensors », *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, t. 68, n° 10, p. 3686-3698, 2018. DOI : [10.1109/TIM.2018.2880887](https://doi.org/10.1109/TIM.2018.2880887).
- [235] M. IBRAHIM, A. ROSTAMI, B. YU et al., « Wi-Go: Accurate and Scalable Vehicle Positioning Using WiFi Fine Timing Measurement », in *International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys)*, ACM, 2020, p. 312-324. DOI : [10.1145/3386901.3388944](https://doi.org/10.1145/3386901.3388944).
- [236] J. HENRY, N. MONTAVONT, Y. BUSNEL, R. LUDINARD et I. HRASKO, « A Geometric Approach to Noisy EDM Resolution in FTM Measurements », *Computers*, t. 10, n° 3, 2021. DOI : [10.3390/computers10030033](https://doi.org/10.3390/computers10030033).
- [237] —, « Sensor self-location with ftm measurements », in *International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, IEEE, 2020, p. 1-6. DOI : [10.1109/WiMob50308.2020.9253395](https://doi.org/10.1109/WiMob50308.2020.9253395).
- [238] J. HENRY, Y. BUSNEL, R. LUDINARD et N. MONTAVONT, « Ranging and Location attacks on 802.11 FTM », in *International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, IEEE, p. 1481-1486. DOI : [10.1109/PIMRC50174.2021.9569340](https://doi.org/10.1109/PIMRC50174.2021.9569340).
- [239] M. IBRAHIM, H. LIU, M. JAWAHAR et al., « Verification: Accuracy Evaluation of WiFi Fine Time Measurements on an Open Platform », in *International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, ACM, 2018, p. 417-427. DOI : [10.1145/3241539.3241555](https://doi.org/10.1145/3241539.3241555).
- [240] C. GENTNER, M. ULMSCHNEIDER, I. KUEHNER et A. DAMMANN, « WiFi-RTT Indoor Positioning », in *Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, IEEE/ION, 2020, p. 1029-1035. DOI : [10.1109/PLANS46316.2020.9110232](https://doi.org/10.1109/PLANS46316.2020.9110232).
- [241] M. GARCIA-FERNANDEZ, I. HOYAS-ESTER, A. LOPEZ-CRUCES, M. SIUTKOWSKA et X. BANQUÉ-CASANOVAS, « Accuracy in WiFi Access Point Position Estimation Using Round Trip Time », *Sensors*, t. 21, n° 11, 2021. DOI : [10.3390/s21113828](https://doi.org/10.3390/s21113828).
- [242] A. U. AHMED, R. ARABLOUEI, F. de HOOG, B. KUSY, R. JURDAK et N. BERGMANN, « Estimating Angle-of-Arrival and Time-of-Flight for Multipath Components Using WiFi Channel State Information », *Sensors*, t. 18, n° 6, 2018. DOI : [10.3390/s18061753](https://doi.org/10.3390/s18061753).
- [243] M. WAX et A. LESHEM, « Joint estimation of time delays and directions of arrival of multiple reflections of a known signal », *IEEE Transactions on Signal Processing*, t. 45, n° 10, p. 2477-2484, 1997. DOI : [10.1109/78.640713](https://doi.org/10.1109/78.640713).
- [244] A.-J. van der VEEN, M. VANDERVEEN et A. PAULRAJ, « Joint angle and delay estimation using shift-invariance properties », *IEEE Signal Processing Letters*, t. 4, n° 5, p. 142-145, 1997. DOI : [10.1109/97.575559](https://doi.org/10.1109/97.575559).
- [245] M. C. VANDERVEEN, A. -. VAN DER VEEN et A. PAULRAJ, « Estimation of multipath parameters in wireless communications », *IEEE Transactions on Signal Processing*, t. 46, n° 3, p. 682-690, 1998. DOI : [10.1109/78.661335](https://doi.org/10.1109/78.661335).
- [246] M. C. VANDERVEEN, B. C. NG, C. B. PAPADIAS et A. PAULRAJ, « Joint angle and delay estimation (JADE) for signals in multipath environments », in *Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (ACSSC)*, t. 2, IEEE, 1996, p. 1250-1254. DOI : [10.1109/ACSSC.1996.599145](https://doi.org/10.1109/ACSSC.1996.599145).

- [247] Y.-Y. WANG, J.-T. CHEN et W.-H. FANG, « TST-MUSIC for Joint DOA-delay Estimation », *IEEE Transactions on Signal Processing*, t. 49, n° 4, p. 721-729, 2001. DOI : [10.1109/78.912916](https://doi.org/10.1109/78.912916).
- [248] R. SCHMIDT, « Multiple emitter location and signal parameter estimation », *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, t. 34, n° 3, p. 276-280, 1986. DOI : [10.1109/TAP.1986.1143830](https://doi.org/10.1109/TAP.1986.1143830).
- [249] D. HALPERIN, W. HU, A. SHETH et D. WETHERALL, « Tool Release: Gathering 802.11N Traces with Channel State Information », *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, p. 53, 2011. DOI : [10.1145/1925861.1925870](https://doi.org/10.1145/1925861.1925870).
- [250] R. BHARADWAJ et S. K. KOUL, « Study and analysis of channel characteristics of ultra-wideband communication links using wearable antennas », in *Asia Pacific Microwave Conference (APMC)*, IEEE, 2017, p. 45-48. DOI : [10.1109/APMC.2017.8251373](https://doi.org/10.1109/APMC.2017.8251373).
- [251] S. FORCELLINI et L. C. TRINTINALIA, « Location estimation using relationship between delay spread and mean excess delay », in *IEEE Networking, Sensing and Control*, 2005, p. 638-643.
- [252] INTEL. « iwlfwifi: mvm: implement CSI reporting ». (jan. 2019), adresse : <https://git.kernel.org/pub/scm/linux/kernel/git/iwlfwifi/iwlfwifi-fixes.git/commit/?id=5213e8a8a28d2c4c143fec94e57c866a958ed52d>.
- [253] E. SYSTEMS. « Wi-Fi Driver - ESP32-S2 - ESP-IDF Programming Guide latest documentation ». (2021), adresse : <https://docs.espressif.com/projects/esp-idf/en/latest/esp32s2/api-guides/wifi.html#fine-timing-measurement-ftm>.
- [254] Z. BEATTIE, Y. OYANG, A. STATAN et al., « Estimation of sleep stages in a healthy adult population from optical plethysmography and accelerometer signals », t. 38, n° 11, p. 1968-1979, août 2017. DOI : [10.1088/1361-6579/aa9047](https://doi.org/10.1088/1361-6579/aa9047).
- [255] M. RADHA, P. FONSECA, A. MOREAU et al., « A deep transfer learning approach for wearable sleep stage classification with photoplethysmography », *NPJ digital medicine*, t. 4, n° 1, p. 1-11, 2021. DOI : [10.1038/s41746-021-00510-8](https://doi.org/10.1038/s41746-021-00510-8).
- [256] U. HA, S. ASSANA et F. ADIB, « Contactless Seismocardiography via Deep Learning Radars », in *International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, ACM, 2020, p. 1-14. DOI : [10.1145/3372224.3419982](https://doi.org/10.1145/3372224.3419982).
- [257] S. YUE, H. HE, H. WANG, H. RAHUL et D. KATABI, « Extracting Multi-Person Respiration from Entangled RF Signals », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, t. 2, n° 2, p. 1-22, juill. 2018. DOI : [10.1145/3214289](https://doi.org/10.1145/3214289).
- [258] J. LIU, Y. WANG, Y. CHEN, J. YANG, X. CHEN et J. CHENG, « Tracking Vital Signs During Sleep Leveraging Off-the-Shelf WiFi », in *International Symposium on Theory, Algorithmic Foundations, and Protocol Design for Mobile Networks and Mobile Computing (MobiHoc)*, ACM, 2015, p. 267-276. DOI : [10.1145/2746285.2746303](https://doi.org/10.1145/2746285.2746303).
- [259] J. LIU, Y. CHEN, Y. WANG, X. CHEN, J. CHENG et J. YANG, « Monitoring Vital Signs and Postures During Sleep Using WiFi Signals », *IEEE Internet of Things Journal*, t. 5, n° 3, p. 2071-2084, DOI : [10.1109/JIOT.2018.2822818](https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2822818).
- [260] H. KONG, L. LU, J. YU, Y. CHEN, L. KONG et M. LI, « FingerPass: Finger Gesture-Based Continuous User Authentication for Smart Homes Using Commodity WiFi », in *International Symposium on Theory, Algorithmic Foundations, and Protocol Design for Mobile Networks and Mobile Computing (MobiHoc)*, ACM, 2019, p. 201-210. DOI : [10.1145/3323679.3326518](https://doi.org/10.1145/3323679.3326518).

- [261] Y. ZENG, P. H. PATHAK et P. MOHAPATRA, « WiWho: WiFi-Based Person Identification in Smart Spaces », in *International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*, ACM/IEEE, 2016. DOI : [10.1109/IPSN.2016.7460727](https://doi.org/10.1109/IPSN.2016.7460727).
- [262] W. WANG, A. X. LIU et M. SHAHZAD, « Gait Recognition Using Wifi Signals », in *International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp)*, ACM, 2016, p. 1-12. DOI : [10.1145/2971648.2971670](https://doi.org/10.1145/2971648.2971670).
- [263] L. SUN, S. SEN, D. KOUTSONIKOLAS et K.-H. KIM, « WiDraw: Enabling Hands-Free Drawing in the Air on Commodity WiFi Devices », in *Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, ACM, 2015, p. 77-89. DOI : [10.1145/2789168.2790129](https://doi.org/10.1145/2789168.2790129).
- [264] Q. PU, S. GUPTA, S. GOLLAKOTA et S. PATEL, « Whole-Home Gesture Recognition Using Wireless Signals », in *International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, ACM, 2013, p. 27-38. DOI : [10.1145/2500423.2500436](https://doi.org/10.1145/2500423.2500436).
- [265] S. TAN et J. YANG, « WiFinger: Leveraging Commodity WiFi for Fine-Grained Finger Gesture Recognition », in *International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc)*, ACM, 2016, p. 201-210. DOI : [10.1145/2942358.2942393](https://doi.org/10.1145/2942358.2942393).
- [266] J. WANG, D. VASISHT et D. KATABI, « RF-IDraw: Virtual Touch Screen in the Air Using RF Signals », in *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, ACM, 2014, p. 235-246. DOI : [10.1145/2619239.2626330](https://doi.org/10.1145/2619239.2626330).
- [267] E. KIM, S. HELAL et D. COOK, « Human Activity Recognition and Pattern Discovery », *IEEE Pervasive Computing*, t. 9, n° 1, p. 48-53, 2010. DOI : [10.1109/MPRV.2010.7](https://doi.org/10.1109/MPRV.2010.7).
- [268] J. WANG, X. ZHANG, Q. GAO, X. MA, X. FENG et H. WANG, « Device-Free Simultaneous Wireless Localization and Activity Recognition With Wavelet Feature », *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, t. 66, n° 2, p. 1659-1669, 2017. DOI : [10.1109/TVT.2016.2555986](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2555986).
- [269] K. JIOKENG, G. JAKLLARI et A. TCHANA et A.-L. BEYLOT, « When FTM Discovered MUSIC: Accurate WiFi-based Ranging in the Presence of Multipath », in *International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2020, p. 1857-1866. DOI : [10.1109/INFOCOM41043.2020.9155464](https://doi.org/10.1109/INFOCOM41043.2020.9155464).
- [270] K. JIOKENG, G. JAKLLARI et A.-L. BEYLOT, « I Want to Know Your Hand: Authentication on Commodity Mobile Phones Based on Your Hand's Vibrations », *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies (IMWUT)*, 2022, — En révision.
- [271] —, « HandRate: Heart Rate Monitoring While Simply Holding a Smartphone », *Version étendue* — En cours de soumission.
- [272] K. JIOKENG, G. JAKLLARI et A. TCHANA et A.-L. BEYLOT, « FUSIC, du Ranging WiFi de haute précision en présence de multi-trajet », in *Rencontres Francophones sur la Conception de Protocoles, l'Évaluation de Performance et l'Expérimentation des Réseaux de Communication (CoRes)*, 2020. adresse : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02870742>.

Résumé

Cette thèse s'intéresse à l'utilisation du smartphone et de ses capteurs dans le cadre de l'informatique ubiquitaire pour fournir à son utilisateur de nouveaux services visant à améliorer sa vie quotidienne. Nous nous intéressons en particulier à la condition d'utilisation la plus simple : celle d'un téléphone simplement tenu dans la main. Nous proposons alors dans ce contexte trois systèmes répondant à des besoins concrets et d'actualité : a) un système de monitoring opportuniste de la santé, notamment la fréquence cardiaque ; b) un système d'authentification biométrique plus sécurisé se fondant sur cette activité cardiaque ; et c) un système de localisation à l'intérieur des bâtiments exploitant les récentes avancées du standard WiFi. Des prototypes de chacune de ces solutions ont été implantés sur du matériel réel et ont donné lieu à des expérimentations en vraie grandeur, incluant parfois la participation de centaines d'utilisateurs.

Mots clés : Mots clés en FR

Abstract

This thesis focuses on the use of the smartphone and its sensors in the context of ubiquitous computing to provide its user with new services to improve his daily life. We are particularly interested in the simplest condition of use : that of a phone simply held in the hand. In this context, we propose three systems responding to concrete and actual needs : a) an opportunistic health monitoring system, in particular for heart rate monitoring ; b) a more secure biometric authentication system based on cardiac activity ; and c) a localization system for indoor environments using recent advances in WiFi standard. Prototypes of each of these solutions have been implemented on real hardware and have led to large scale experiments, sometimes involving hundreds of users.

Keywords : Keywords in ENG