



HAL
open science

Reconnaissance de gestes et communication intra-corps sécurisée

Romain Huët

► **To cite this version:**

Romain Huët. Reconnaissance de gestes et communication intra-corps sécurisée. Automatique / Robotique. Université de Lorraine, 2021. Français. NNT : 2021LORR0050 . tel-03229158

HAL Id: tel-03229158

<https://hal.univ-lorraine.fr/tel-03229158v1>

Submitted on 18 May 2021

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.



AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10

http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>



Reconnaissance de gestes et communication intra-corps sécurisée

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 26 janvier 2021

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de Lorraine

(Automatique, Traitement du Signal et des Images, Génie Informatique)

par

Romain Huet

Composition du jury

Directeur de these : M. RANTA Radu (UL)

Co-directeur de these : Mme. LOUIS-DORR Valérie (UL)

Président : M.NOURY Norbert (INSA)

Rapporteurs : M. NAIT-ALI Amine (UPEC)
M. PAINDAVOINE Michel (UBFC)

Examineurs : M.NOURY Norbert (INSA)
M.MASSOT Bertrand (INSA)
M.LEVIONNAIS Philippe (Orange)

Invité : M.LEPETIT Olivier (Orange)

Mis en page avec la classe thesul.

Remerciements

Tout d'abord, je souhaite remercier chaleureusement toutes les personnes ayant permis la réalisation de cette thèse. Cela concerne donc mes directeurs de thèses, Madame Valérie Louis-Dorr et M.Radu Ranta, qui me suivent depuis mes années en école d'ingénieur.

Je remercie également M.Philippe Levionnais qui a imaginé ce sujet et qui m'a permis de travailler en stage de fin d'études puis en thèse sur ce moyen de communication original. Ce travail en collaboration a été très agréable et je ne peux que vous remercier. M.Olivier Lepetit, par son intérêt pour le sujet et ses conseils, tient également une part importante dans la réalisation de ce travail. M.Aymeric De La Forest Divonne, mon manager à Orange, a également toujours tout fait pour que l'on ait tout le nécessaire pour mener à bien nos travaux. Il a toujours facilité nos démarches et défendu nos travaux dans les différents comités de direction d'Orange.

Ce travail n'aurait jamais pu avoir lieu sans le goût prononcé de l'entreprise Orange et de ses directeurs de la recherche pour des sujets originaux. C'est aussi et surtout grâce à eux que j'ai pu travailler dans des conditions exceptionnelles pendant ces 3 dernières années.

Je souhaiterais également remercier l'ensemble de mes collègues, et notamment ceux de l'équipe « Contactless Services », toujours disponibles pour enregistrer des traces. Un grand merci à Clément D, Damien M, Antoine D, Vivien P, Victor D et Antoine C pour ces trois années enrichissantes.

Enfin, je souhaite adresser un dernier remerciement à mes proches qui m'ont accompagnés et soutenus dans les bons moments, mais aussi et surtout dans les moments plus difficiles. Ce travail intense n'aurait pu être réalisé sereinement sans vous.

*Je dédie cette thèse
à Sylvie. Tu serais fière*

Sommaire

Introduction générale ix

Chapitre 1

Positionnement du problème 1

1.1	Principes des communications par ondes électromagnétiques	2
1.1.1	Antennes et propagation	2
1.1.2	Le corps humain en tant que milieu de transmission	7
1.1.3	Le corps humain : antenne rayonnante	14
1.1.4	Propagation de signaux dans le corps : contraintes et normes	16
1.2	IntraBody Communication	18
1.2.1	Place de l'IBC dans l'éco-système des normes de communication	18
1.2.2	IBC : deux méthodes de couplages classiques dans la littérature	20
1.3	L'association IBC - NFC chez Orange	22
1.3.1	NFC	22
1.3.2	IBC et NFC	28
1.4	Biométrie	30
1.4.1	Reconnaissance d'un individu : Authentification et/ou identification	31
1.4.2	Critères d'évaluation des biométries	31
1.4.3	Extraction de caractéristiques et classification	32
1.5	Objectifs et problématique	35

Chapitre 2

Modélisation et création de la chaîne d'acquisition de l'IBC d'Orange 39

2.1	Présentation de l'émetteur	41
2.2	Modélisation du canal de transmission dans sa globalité	42
2.2.1	Le canal C_1 (air) et ses interférences avec le canal C_2 (corps humain)	42
2.2.2	Modélisation du canal C_2 (corps humain)	43
2.3	Chaîne d'acquisition : création d'un récepteur adapté	45

2.3.1	Contraintes dans la création d'un dispositif expérimental	46
2.3.2	Création de la maquette IBC	47
2.3.3	Filtrage	50
2.3.4	Détection d'enveloppe et démodulation	53
2.3.5	Microcontrôleur et traitement de l'information	55
2.4	Modélisation : hypothèses simplificatrices et résultats expérimentaux	56
2.4.1	Prédominance du canal corps humain par rapport au canal air lors d'un geste volontaire?	56
2.4.2	Biométrie physiologique	57
2.4.3	Biométrie comportementale	57
2.5	Conclusion du chapitre	62

Chapitre 3

Biométrie comportementale dans l'écosystème NFC-Orange	65
---	-----------

3.1	Généralités sur les signaux à traiter	67
3.2	Analyse de signaux - état de l'art	69
3.2.1	Pré-traitement - segmentation	69
3.2.2	Extraction de caractéristiques	71
3.2.3	Classification	75
3.3	Méthodologie proposée	78
3.3.1	Base de données	78
3.3.2	Segmentation	81
3.3.3	Extraction de caractéristiques	84
3.4	Résultats	88
3.4.1	IBC et identification	88
3.4.2	IBC et authentification	94
3.4.3	Évaluation de l'authentification IBC	95
3.5	Conclusion du chapitre	97

Chapitre 4

Biométrie et IBC en dehors du cadre NFC-Orange : premières approches	99
---	-----------

4.1	Méthodes d'identification et modélisation du problème	100
4.1.1	Modélisation et identification dans le domaine temporel	101
4.1.2	Identification théorique dans le domaine fréquentiel	102
4.1.3	Modélisation du problème d'identification proposé	104
4.2	Limites expérimentales dans la mise en pratiques des méthodes d'identification	107
4.2.1	Limitations au niveau de l'émission de signaux	107

4.2.2	Limitations au niveau du dispositif de réception IBC créé	107
4.3	Identification dans le domaine temporel : premier résultats pratiques	108
4.3.1	Étude de la réponse impulsionnelle : confrontation entre la théorie et la pratique	108
4.3.2	Protocole d'identification de la fonction de transfert d'un individu	112
4.3.3	Étude des variations intra-individus	115
4.4	Cas pratique : étude de réponses fréquentielles	117
4.4.1	Étude de la chaîne d'instrumentation à vide	117
4.4.2	Non-stationnarité des mesures	120
4.4.3	Influence du corps humain dans la propagation des ondes électromagnétiques	122
4.4.4	Résultats partiels sur cette série de mesures	122
4.4.5	Utilisation d'une méthode classique de caractérisations d'une antenne appliquée à l'antenne "corps humain"	125
4.5	Explication sur les difficultés de mesures des caractéristiques physiologiques . . .	128
4.6	Conclusion du chapitre	130

Chapitre 5

Synthèse et pistes pour d'éventuels développements futurs	131
--	------------

5.1	Synthèse sur les résultats obtenus dans le cadre imposé par Orange	131
5.1.1	Les résultats présentés : synthèse quantitative	131
5.1.2	Voies d'améliorations dans le cadre des contraintes imposées	132
5.2	Développement de l'IBC dans un cadre beaucoup plus large : retour sur les expérimentations à d'autres fréquences	133
5.2.1	Impact sur la caractérisation "intrinsèque" d'un individu	133
5.2.2	Impact sur la caractérisation dynamique	133
5.2.3	Conclusion générale	134

Annexe A Publications et brevets :	137
Annexe B Schéma électronique du dernier prototype IBC développé	139
Bibliographie	141

Introduction générale

Contexte

La communication en champ proche Near Field Communication (NFC) est l'une des technologies de communication sans fil à courte portée les plus récentes dans sa mise en œuvre. Elle permet d'assurer une communication entre un émetteur et un récepteur (actif ou passif) à courte distance. La technologie NFC permet plusieurs scénarios innovants pour les téléphones mobiles. Elle fonctionne sur la base de la technologie RFID mais utilise l'induction de champ magnétique pour initier la communication entre deux dispositifs à proximité l'un de l'autre. L'émission standard est centrée sur une porteuse à 13,56 MHz soit une longueur d'onde de 22,1 m, avec une puissance moyenne d'émission de 10 mW ce qui représente une portée d'environ 10 cm. Elle offre un débit maximal de transfert de données de 424 kb/s. Les périphériques NFC supportent le standard de carte à puce sans contact / sans fil. Cette technologie NFC est de plus en plus présente dans les applications proposant des services aux utilisateurs. En effet, on peut la retrouver sur la majorité des nouveaux smartphones et elle permet par exemple de réaliser des paiements ou de valider des titres de transport. Le partage de données ou la découverte de services sont d'autres applications possibles.

Cependant, même si la portée est très courte, cette couche physique de communication entre émetteur et récepteur NFC est loin d'être hypersécurisée comme toutes les communications hertziennes d'ailleurs. En effet cette courte portée des transmissions NFC ne peut garantir à elle seule la sécurité contre l'attaque d'un tiers. Une attaque de la couche physique peut permettre une corruption de toutes les couches supérieures de communication. Ainsi, la technologie NFC a ses propres défis à relever en matière de sécurité. Les données qui transitent lors d'une communication NFC telles les renseignements personnels des utilisateurs qui sont stockés dans des dispositifs NFC pourraient faire l'objet d'attaques malveillantes.

Pour sécuriser la communication, les procédures éprouvées dans ce cadre sont l'identification et l'authentification. Outre le mécanisme d'accord de clé standard, il est également possible de mettre en œuvre un accord de clé spécifique NFC. Celui-ci ne nécessite pas de cryptographie asymétrique et réduit donc considérablement les besoins de calcul. Théoriquement, il offre également une sécurité parfaite. Cette procédure nécessite le partage d'un code binaire d'authentification. L'utilisation de l'authentification par clé de cryptage reste faillible si elle est stockée dans la mémoire du smartphone. C'est pourquoi l'identification de l'utilisateur par lui-même reste une méthode plus fiable. La biométrie est un axe de recherche très prometteur pour garantir l'identification de l'utilisateur sous réserve que les bio-caractéristiques extraites soient mesurées avec fidélité et fiabilité. Le téléphone mobile, porté par un individu, se trouve généralement à proximité du corps humain. Par conséquent, il pourrait être utilisé à des fins biométriques. De plus, depuis quelques années, certains travaux ont montré que le corps humain pouvait être un milieu de transmission du signal à certaines fréquences.

L'idée du travail proposé dans cette thèse repose donc sur le fait que le corps humain puisse

jouer le rôle d'un relais de transmission dans la communication entre un émetteur et le téléphone mobile situé à proximité du corps. En tant que milieu de transmission, ce corps pourrait d'une part posséder des caractéristiques spécifiques et intrinsèques propres à chaque individu. D'autre part, la gestuelle d'approche entre l'émetteur et le porteur du téléphone mobile pourrait également servir de signature de communication. Autrement dit, ce canal de transmissions posséderait à la fois des caractéristiques statiques propres au relais de transmission humain et des caractéristiques dynamiques dues à la gestuelle d'approche vers l'émetteur. L'utilisation du corps humain comme canal de communication porte classiquement le nom d'IntraBody Communication (IBC) dans la littérature. L'objectif de cette thèse est d'analyser si des paramètres physio-dynamiques dans le cadre d'applications Smartphone et communications NFC caractérisent ce canal de communication.

Motivations

Bien que la technologie NFC soit de plus en plus présente dans les téléphones intelligents et donc dans le champ d'application que l'on nomme *l'internet des objets* IoT, son utilisation reste très minoritaire. Il est pourtant possible de payer avec son smartphone disposant de la technologie NFC de la même manière qu'avec sa carte de crédit physique en l'apposant simplement à un terminal de paiement NFC. Le paiement sans contact via la carte de crédit est devenu rapidement le moyen de paiement majoritaire pour les sommes inférieures à 30 € (élevé à 50 € pendant la période de Covid-19) tandis que le nombre de paiements par smartphone peine à prendre son essor.

Il est nécessaire de comprendre les freins au développement de cette utilisation et d'y apporter des solutions concrètes. Premièrement, un manque de confiance des utilisateurs dans cette technologie peut être avancé. Le paiement sans-contact via smartphone est pourtant plus sécurisé qu'un paiement sans contact par carte de crédit. En effet, des solutions biométriques (empreinte digitale par exemple) peuvent être associées au paiement et ainsi sécuriser la transaction. Cependant, le fait de devoir manipuler le smartphone dans des lieux publics n'est pas toujours bien perçu par les utilisateurs. Une étude de M.Ichikawa [38], basée sur le sondage de 419 personnes à Milan, Helsinki et New-York, montre que les personnes apportaient un grand intérêt à la sécurité pour choisir la poche dans laquelle ils placent leur mobile. Ces travaux montrent qu'il y a de grandes disparités dans le choix de la poche utilisée en fonction du sexe de l'individu. Les femmes vont préférer placer leur mobile dans un sac tandis que les hommes vont plutôt utiliser leurs poches de pantalon. L'ergonomie et la sécurité sont deux facteurs prépondérants dans ce choix. Ces questions sont liées à la protection matérielle du téléphone. Même en restant le plus précautionneux possible, le risque de se faire dérober son mobile ne peut être nul. Il existe alors de nombreux travaux sur la sécurisation logicielle du téléphone mobile. Les mots de passes sont généralement peu fiables. D'après une étude de Mohamed Awad [6], les mots de passes ne respectent généralement pas les concepts de sécurité basiques. Bien que l'ajout de majuscule et de chiffres soit maintenant relativement courant, ses travaux ont montré que la majorité des majuscules sont placées en tant que première lettre et le chiffre est souvent accolé à la fin du mot de passe. Ce genre de pratique rend vulnérable les systèmes que l'on cherche à sécuriser. De plus, l'utilisateur choisit souvent le même mot de passe pour un grand nombre de ses accès à sécuriser. Pour augmenter le niveau de sécurité d'accès aux systèmes, des mesures biométriques pourraient être ajoutées aux processus d'identification. Des études se sont alors intéressées à l'authentification biométrique pour l'usage d'application sensible avec un smartphone. Certains fabricants de smartphones (Apple, Huawei) ont choisi d'utiliser un capteur d'empreintes digitales pour sécuriser l'accès au téléphone. La reconnaissance de visage via les caméras du téléphone

est également utilisée sur les mobiles de chez Apple. On imagine mal devoir placer le téléphone devant soi, à hauteur de visage et à la vue de tous, dans certains lieux publics. Pour s'affranchir de cette manipulation tout en sécurisant l'accès à la couche logicielle des smartphones, certaines études ont travaillé sur des techniques de biométrie comportementale. Attaullah Buriro [5] liste dans sa thèse la grande majorité des méthodes d'authentification/ identification utilisables grâce au smartphone. La liste des capteurs présents sur le téléphone décrite dans son manuscrit est assez conséquente : l'accéléromètre, le capteur de gravité, le gyroscope, le magnétomètre, la boussole et enfin l'écran tactile. Ces capteurs sont tous potentiellement utilisables afin d'extraire des caractéristiques discriminantes et propres à un individu.

Certaines des biométries citées dans le manuscrit de M.Buriro nécessitent la manipulation du téléphone (on pense en particulier à celles utilisant l'écran ou l'appareil photo). Pour s'affranchir de la manipulation du smartphone, les biométries fonctionnant sans manipulation du téléphone semblent plus prometteuses [66] en terme d'acceptabilité sociologique. Du fait de sa proximité avec le corps, l'antenne NFC du smartphone peut capter des ondes provenant de celui-ci. Ce corps constitue donc un relais de transmission pour la transmission NFC. Ce corps possède-t-il des propriétés de transmission intrinsèques détectables propres à chaque individu ? C'est à cette question que les travaux de recherche présentés dans cette thèse vont essayer de répondre. Dans ce cadre les mesures seraient possibles via le récepteur que constitue l'antenne NFC du smartphone. Autrement dit, ce sont les caractéristiques extraites des potentiels recueillis par l'antenne NFC qui seront analysés pour discriminer les usagers. Nul besoin de mentionner l'originalité de ces travaux car aucune publication de la littérature ne cite l'utilisation de ce capteur NFC pour recueillir de l'information biométrique exploitable. Cette idée, qui vise à trouver une signature biométrique personnelle dans les signaux captés par l'antenne NFC d'un smartphone, fait l'objet de cette thèse.

Des études [92], [98] ont montré que le corps humain est capable, à certaines fréquences, de transmettre des ondes électromagnétiques. En revanche, aucune preuve d'une signature unique n'a été démontrée. Si cette signature existe et si elle est mesurable avec suffisamment de sensibilité, cela pourrait donner naissance à un très grand nombre de services. On pourrait par exemple ouvrir le portillon d'accès métro en touchant un émetteur, payer en posant sa main sur un terminal de paiement ou encore accéder à un bâtiment de manière sécurisée. Cette thèse va donc étudier le caractère discriminant ou non du potentiel électrique recueilli par l'antenne NFC d'un smartphone standard via une reconnaissance physio-dynamique de l'utilisateur. L'objectif est donc de déterminer si le potentiel recueilli par une antenne NFC d'un smartphone permet l'identification du porteur dans un contexte statique ou dynamique du porteur et pourrait assurer une communication sécurisée et ergonomique.

Organisation du manuscrit

La première partie de ces travaux positionne le sujet dans son contexte, tant au niveau de l'Intrabody Communication "classique" qu'au niveau de la biométrie. L'IntraBody Communication sera un sujet sensible s'il se développe à plus grande échelle car le corps lui-même est utilisé comme moyen de transmission d'ondes électromagnétiques. En effet, une partie de la population s'inquiète de la multiplication des ondes et des antennes présentes dans leur environnement. Ce sujet est suffisamment sensible pour avoir suscité un rapport de l'assemblée nationale en 2009 [50]. Il convient alors de bien présenter ce qu'est réellement l'IBC et ce qui a déjà été développé par ailleurs. Les problématiques liées à l'utilisation de cette technologie, tant sur le plan scientifique que sur le plan de l'acceptabilité, seront détaillées. L'objectif étant d'extraire une signature personnelle du porteur en analysant les signaux recueillis par une antenne NFC lorsque le porteur

se trouve au voisinage d'un émetteur NFC. C'est là encore un sujet sensible car l'utilisation de données personnelles est très encadrée par l'Union Européenne. L'ensemble de l'état de l'art sera donc présenté dans ce premier chapitre. La présentation du contexte de l'étude et de ces différents enjeux dans le premier chapitre permet de dégager l'organisation du manuscrit.

Le deuxième chapitre correspond à la modélisation du problème. Le développement d'un prototype matériel pour recueillir le potentiel de réception capté par l'antenne NFC est nécessaire pour estimer les paramètres des modèles. Le récepteur NFC a été développé dans le cadre d'une procédure itérative d'optimisation de la qualité du rapport signal sur bruit avant et après démodulation. On s'attachera alors à justifier sa conception selon certains critères relatifs à l'émetteur NFC bien sûr mais également en fonction des attendus sur les propriétés électromagnétiques du corps humains publiées dans la littérature. Le prototype expérimental donne accès à cette mesure via un potentiel électrique mesuré. Dans la seconde partie du chapitre, différents modèles sont mis en œuvre pour simuler la chaîne d'émission réception dans l'air. Toutes les caractéristiques des différents processus réels d'émission et de réception sont identifiés pour des transmissions hertziennes NFC effectuées dans l'air. Ces travaux permettent donc de modéliser le comportement électrique de cette chaîne de transmission entre un émetteur et le récepteur NFC conçu pour une propagation en champ proche dans le vide.

Le troisième chapitre présente les résultats d'identification et d'authentification obtenus, quantitativement parlant, en se plaçant dans le cadre strict imposé par Orange. Ce qui est proposé dans ce chapitre permet de donner une image à l'instant présent de ce qui est réalisable avec la technologie IBC que nous avons développée. Les méthodes mises en place doivent permettre de reconnaître un individu disposant du dispositif IBC présenté au chapitre précédent sur lui, lorsqu'il vient simplement apposer sa main sur un terminal NFC. L'hypothèse faite dans ce cadre est de dire que la gestuelle spontanée qui consiste à approcher la main de l'antenne NFC constitue une signature neuromotrice propre à chaque individu. Autrement dit, la stratégie mise en œuvre par un individu pour commander un geste spontané et toutefois contrôlé de la main pour aller d'un point A vers un point B constituerait une trajectoire et une dynamique personnelle et donc une signature de cet individu. Cependant dans notre cadre la mesure n'est pas la position en 3D de la trajectoire dynamique de la main mais le potentiel électrique relatif à la puissance de rayonnement détectée par l'antenne NFC NFC du dispositif de réception. La mesure dépend de la position à tout instant du corps en particulier de la main de l'utilisateur par rapport à l'antenne NFC de l'émetteur. Il dépend également de la manière de re-rayonner le signal NFC capté. Ainsi, il n'est pas exclu que deux trajectoires identiques, effectuées par deux individus différents, donnent deux signaux différents.

Le chapitre propose donc une succession de techniques d'analyse du signal capté par le dispositif IBC associé au téléphone portable et donne les premiers résultats de biométrie sur une base de données de plusieurs volontaires.

Le quatrième chapitre est plus prospectif. En effet, l'objectif ici sera d'explorer s'il est possible d'améliorer les résultats du chapitre précédent, même si on devrait s'affranchir des contraintes initiales (utilisation des émetteurs NFC et de sa fréquence à 13.56MHz) imposées par Orange. On cherchera alors comment améliorer ces résultats en proposant de nouveaux protocoles et en explorant d'autres fréquences notamment. L'objectif ici sera de fournir des solutions futures à Orange s'il souhaite se baser sur un écosystème différent de celui proposé avec l'utilisation de lecteurs NFC.

Table des figures

1.1	Diagramme de rayonnement d'une antenne boucle et du dipôle hertzien [88] . . .	3
1.2	Antenne fouet permettant de mesurer un champ électrique	4
1.3	Antenne boucle utilisée classiquement pour émettre ou mesurer un champ magnétique	4
1.4	Évolution de l'impédance d'onde en fonction de la longueur d'onde λ normalisée	5
1.5	Représentation des différentes zones de propagation classiques d'une antenne issue de la publication de Conil [19]	6
1.6	Décroissance du module du champ électromagnétique en fonction de la distance (extrait de [90])	7
1.7	Modèle équivalent à l'équation de Cole-Cole avec une constante de temps τ et un paramètre de distribution $\alpha = 0$	9
1.8	Modélisation d'un couplage galvanique sur un modèle tri-couche os-muscle-peau issu de la publication de Wegmueller [93]	9
1.9	Modélisation d'un couplage galvanique sur un modèle tri-couche os-muscle-peau issu de la publication de Song [87]	10
1.10	Modélisation d'un transfert IBC dans [96]	10
1.11	Modélisation électrique équivalente du transfert IBC dans [96]	11
1.12	Schéma électrique du transfert IBC dans [96]	12
1.13	Comportement électrique de l'interface tissu/Appareil de mesure	13
1.14	Évolution du champ magnétique capté à 3 mètres d'un individu, en fonction de la fréquence de l'onde et de l'angle de la mesure ([17])	15
1.15	Évolution du champ magnétique capté à 3 mètre d'un individu, en fonction de la fréquence de l'onde et de la taille de l'individu ([17])	15
1.16	Illustration de la source d'excitation de l'antenne rayonnante de Kibret. Dans la figure, l correspond à la longueur de l'antenne, d sa hauteur et $\omega/2$ sa largeur, alors que Z_L représente l'impédance de l'antenne (issue de [47]	16
1.17	Différentes impédances de l'antenne équivalente, pour différentes taille à Indice de masse corporel constant (IMC=23.56) , extraite de [47]	17
1.18	Positionnement de la technologie Body Area Network dans l'écosystème des communications	19
1.19	Illustration d'un couplage capacitif	21
1.20	Illustration d'un couplage galvanique	22
1.21	Observation d'une trame NFC réelle captée dans l'air après démodulation	24
1.22	Émetteurs NFC classiques utilisés dans cette thèse	25
1.23	Antenne NFC classique à 4 spires	26
1.24	Illustration du couplage entre deux spires	26

1.25	Couplage entre l'antenne d'émission et l'antenne de réception	27
1.26	Scénario envisagé lors d'un paiement via la technologie IBC	28
1.27	Exemple actuel d'un paiement via NFC	29
1.28	Scénario souhaité de paiement	30
1.29	Procédé d'authentification mutuelle	30
1.30	Représentation schématique du problème de sur-apprentissage	34
1.31	Exemple d'une matrice de confusion	35
1.32	Influence du seuil dans le cadre de l'authentification biométrique (figure issue de [24])	36
2.1	Modélisation de la chaîne de transmission étudiée	39
2.2	Distinction des deux canaux de transmission	40
2.3	Exemple d'un émetteur classique NFC et de son électronique associée	41
2.4	Illustration de la distance émetteur-dispositif IBC lors d'un geste volontaire	42
2.5	Illustration du phénomène de dispersion spatiale selon un angle solide donné	43
2.6	Modélisation détaillée du canal C_2	44
2.7	Prototypes conçus et développés pendant la thèse	46
2.8	Synoptique de la chaîne d'acquisition	49
2.9	Antenne utilisée sur les prototypes IBC	50
2.10	Structure du filtre passe bas	50
2.11	Réponse fréquentielle du filtre final en dB	52
2.12	Module de la fonction de Transfert obtenu expérimentalement 2.2	53
2.13	Plage de linéarité du détecteur logarithmique utilisé [21]	54
2.14	Récupération de l'enveloppe du signal et mise en forme de ce dernier a posteriori	54
2.15	Architecture du dispositif IBC créée et définition des différents signaux exploités dans la suite de ce document	55
2.16	Une des 6 caméras infrarouges de la plateforme de tracking (à gauche). Sphère réfléchissante permettant le suivi de la position de la main dans l'espace (à droite)	59
2.17	Paramétrisation du problème étudié en coordonnées sphériques	59
2.18	Évolution du potentiel $V(t)$ et de la position de la main lors d'un geste volontaire	60
2.19	Évolution du potentiel électrique mesuré par le dispositif IBC en fonction de la distance main/émetteur pour une antenne d'émission de forme rectangulaire, et pour deux individus	61
2.20	Évolution du potentiel électrique mesuré par le dispositif IBC en fonction de la distance main/émetteur pour une antenne d'émission de forme circulaire, et pour deux individus	62
3.1	Exemple de signal brut	68
3.2	Exemple d'un potentiel mesuré lors d'un geste volontaire	68
3.3	Exemple d'ondelettes classiques que l'on trouve dans la littérature	73
3.4	Filtrages successifs dans le cadre d'une décomposition en ondelettes	74
3.5	Maximisation de la distance marge/échantillons	76
3.6	Fonctionnement d'un perceptron	77
3.7	Première configuration de mesure pour créer la base de données : le dispositif est placé dans la poche de l'utilisateur, comme sur la photo	79
3.8	Deuxième configuration de mesure pour créer la base de données : le dispositif est placé dans un sac à dos, comme sur la photo	80

3.9	Représentation de l'enveloppe en bleu et de la valeur absolue de sa dérivée en rouge pour 3 gestes volontaires	82
3.10	Représentation de la valeur absolue de la dérivée de l'enveloppe à partir de l'enregistrement d'un geste volontaire	83
3.11	Représentation des enveloppes détectées pour 10 enregistrement d'un même individu, sans pré-traitement	85
3.12	Représentation de la réponse et du palier détectée sur la première des 10 courbes de la fig. 3.11	86
3.13	Représentation de la dérivée du signal issu de la première des 10 courbes de la fig. 3.11	87
3.14	Extraction des zones de mouvement de la main à partir des 10 courbes de la fig. 3.11	87
3.15	Dérivée calculée pour normaliser l'amplitude du signal	88
3.16	Décomposition à l'aide de l'ondelette de Haar, à la profondeur 12, du signal de la première moitié du signal présenté à la figure 3.15	91
3.17	Signature d'un individu obtenu en moyennant les traitements effectués sur 6 courbes enregistrées pendant la phase d'enrôlement	95
4.1	Représentation d'un diagramme de Smith	103
4.2	Graphe temporel d'une séquence binaire pseudo-aléatoire	104
4.3	Modèle théorique de la chaîne d'identification	105
4.4	Chaîne d'acquisition pour la mesure de la réponse impulsionnelle	108
4.5	Antenne boucle utilisée pour l'émission des signaux en statique	109
4.6	Spectres fréquentiels pour différentes durées d'impulsions	110
4.7	Signal mesuré à différents endroits de la chaîne d'acquisition	111
4.8	Spectres des différents signaux recueillis en différents points de la chaîne d'acquisition	111
4.9	Signaux utiles pour l'identification du canal corps humain	112
4.10	Schéma présentant les courbes d'entrée et de sortie mesurées à la figure 4.9	112
4.11	Enveloppes issues des courbes de la figure 4.9, sur laquelle des méthodes d'identification vont être testées	113
4.12	Fonction de transfert caractérisant un individu	114
4.13	Variations d'un individu par rapport au transfert d'un individu moyen	116
4.14	Cette figure représente l'écart en tension de la réponse de la réponse d'un individu par rapport au transfert moyen	116
4.15	Protocole expérimental pour la mesure de caractéristiques physiologiques	118
4.16	Antenne fouet utilisée en émission dans le cadre de la caractérisation statique d'un individu	119
4.17	Création d'une antenne de réception de type électrique	119
4.18	Réponse fréquentielle du couple émission-réception, dans l'air, avant calibration	120
4.19	Variations des mesures post-calibration	121
4.20	Cadre de réception	121
4.21	Nouvelle calibration avec la présence du plan de masse	122
4.22	Positionnement individu et antenne	123
4.23	Fonction de transfert obtenu pour l'individu 1 sur la bande 10 MHz-80 MHz	123
4.24	Fonction de transfert obtenu pour l'individu 2 sur la bande 10 MHz-80 MHz	124
4.25	Fonction de transfert pour l'individu 1 avec même émission et une nouvelle configuration de câbles	124
4.26	Illustrations du protocole de proximité engendrant des phénomènes d'interférences	125

4.27	Potentiels électriques mesurées par deux prototypes IBC proches l'un de l'autre lorsqu'un individu effectue un geste volontaire	125
4.28	Tracé de l'abaque de Smith d'une antenne filaire de hauteur 1 mètre sur une plage de fréquence allant de 10 MHz à 80 MHz	126
4.29	Socle de fixation de l'antenne	127
4.30	Tracé de l'Abaque de Smith de deux individus distincts	127
4.31	Couplage capacitif entre la main et l'émetteur NFC	128
4.32	Antenne utilisée pour mettre en lumière l'impact du couplage main/antenne	129
5.1	Prototype de l'antenne NFC	132

Positionnement du problème

La technologie émergente de la communication intracorporelle (IBC) promet de nombreuses innovations à la fois dans le domaine commercial et médical, en initiant un transfert de données via le corps vers des dispositifs cibles spécifiques. Les formes traditionnelles de communication par radiofréquence (en utilisant l'air comme milieu de transmission) présentent l'inconvénient de pouvoir être captées à plus grande distance, ce qui peut entraîner des problèmes de sécurité et de protection de données. Les travaux développés dans cette thèse se positionnent dans le contexte de l'IntraBody Communication (IBC) mais également dans celui de la biométrie. En effet, les travaux présentés dans cette thèse ont pour objectif de coupler ces deux notions afin de réaliser des transferts sécurisés, ergonomiques et novateurs.

L'IntraBody Communication (IBC) est une technique de communication utilisant le corps humain comme canal de transmission d'une onde électromagnétique. Ce premier chapitre va permettre de positionner l'IntraBody Communication par rapport à l'ensemble des protocoles de communications utilisant des ondes électromagnétiques, pour en détailler les avantages et les inconvénients.

On commencera par décrire les comportements de ce type d'ondes dans l'air dans la section 1.1), avant de s'intéresser spécifiquement aux comportements de ces ondes en présence du corps humain. Plutôt que d'utiliser l'air comme les technologies radiofréquences classiques, l'intérêt de l'IBC est d'utiliser les propriétés de conduction et de re-rayonnement des ondes électromagnétiques du corps humain pour transporter et transmettre l'information. Cette technique apporte des avantages à la fois en termes de consommation énergétique et de sécurisation des transferts d'information. En effet, comme l'a montré Zimmerman [98], pour des fréquences allant de quelques KHz à 200 MHz, le corps a la capacité d'effectuer des transferts d'informations à faible puissance, le rayonnement électromagnétique restant très faible et relativement confiné dans le voisinage immédiat du corps [17].

La section 1.2 présente brièvement l'IBC dans le contexte des autres protocoles de transmission, ainsi que les méthodes et processus d'émission et réception utilisés. Par exemple, dans les travaux précédemment cités, les transferts d'information se font entre des électrodes d'émission et de réception en contact direct avec la peau, la fréquence de la porteuse restant à définir de manière optimale : ces aspects seront détaillés dans la section 1.2.2.

La section 1.3 fixe le cadre des travaux présentés dans cette thèse. En effet, outre l'utilisation du corps humain, la fréquence de l'onde et le type particulier d'instrumentation d'émission-réception utilisée sont également imposés par le cahier des charges défini par Orange. Il est fait référence ici aux normes et protocoles NFC (fréquence à 13,56 MHz, terminaux d'émission-réception spécifiques), qui sont des formats internationaux et que l'on veut utiliser sans aucune modification.

Enfin, le dernier volet de l'état de l'art sera consacré à la biométrie (section 1.4). Les concepts généraux de la biométrie seront présentés, la littérature dans ce domaine est assez abondante et le nombre de brevets récents déposés permet de mesurer la croissance des activités de recherche et développement.

Le chapitre se terminera par une définition des objectifs de cette thèse ainsi que de la problématique associée (section 1.5). Cette problématique scientifique est très innovante, car dans la littérature actuelle, le concept de biométrie au regard des propriétés diélectriques et morphologiques des individus n'est pas abordé.

1.1 Principes des communications par ondes électromagnétiques

Dans cette section, des rappels généraux sur les communications radio sont présentés. Pour cela, on s'intéresse dans un premier temps aux processus d'émission des ondes puis au comportement de ces ondes électromagnétiques dans l'air. Dans un deuxième temps, on se focalisera sur les interactions entre ces ondes électromagnétiques et le corps humain. Le comportement du corps humain soumis à des ondes électromagnétiques a fait l'objet de nombreux travaux pour de nombreuses raisons dans un contexte d'explosion des transmissions de l'information par voie hertzienne sans support. Le principe de précaution en terme sanitaire a été étudié, reste discuté et est parfois controversé car les ondes électromagnétiques sont invasives. Nous présenterons dans ce chapitre les travaux pour lesquels le corps est exploité pour ses propriétés électromagnétique. Des modélisations macroscopiques mais également plus microscopiques, issues de la littérature seront présentées.

1.1.1 Antennes et propagation

Du point de vue couche physique dans les réseaux, une transmission comprend un émetteur, un canal de transmission, et un récepteur. Quand la transmission est hertzienne (sans support physique filaire), l'émetteur est constitué d'un dispositif de codage de canal, d'un oscillateur local en charge de la modulation, d'un amplificateur de puissance et enfin d'une antenne. Symétriquement, le récepteur est constitué de l'antenne de réception, du processus de démodulation et de décodage de canal. Les structures d'antennes peuvent être différentes car elles dépendent des objectifs et du cahier des charges de la transmission. De par le principe de réciprocité, toute structure qui est capable de capter une onde électromagnétique (OEM) est capable d'émettre une OEM. Toutefois il est important de préciser si l'antenne est émettrice ou réceptrice car elles peuvent ne pas avoir la même structure selon les dispositifs qui émettent ou qui reçoivent : fréquences mises en jeu, système embarqué ou non, degré d'intégration, puissance de la portée, diagramme de rayonnement... Certaines formes d'antennes réceptrices vont être adaptées pour la mesure de la composante magnétique tandis que d'autres vont capter majoritairement la composante électrique. Nous présenterons l'impacte de la forme de l'antenne sur la nature des champs captés dans la suite de ce manuscrit. Avant de s'intéresser à ces problématiques, il convient

de poser les bases théoriques en définissant les termes nécessaires à nos futures discussions. Le paragraphe qui suit se base principalement sur le document de M.Boyer [4], disponible en ligne.

Définitions de base

Une antenne passive se comporte de manière linéaire. Concrètement, cela signifie qu'il existe une relation linéaire entre la puissance électrique incidente et la puissance rayonnée. A faible puissance, les antennes sont souvent considérées passives donc linéaires. Une antenne émettrice sans perte convertit une puissance électrique en une puissance rayonnée portée par un OEM, qui peut se propager dans l'espace. Les directions dans lesquelles cette puissance EM est rayonnée dépendent des caractéristiques de l'antenne. La puissance rayonnée Pr par une antenne dont le centre est placé à l'origine d'un repère sphérique et connectée à une source qui lui fournit une puissance électrique Pe dépend de la direction (θ, ϕ) et de l'angle solide de rayonnement (Ω) . Son expression est la suivante :

$$Pr(\theta, \phi) = \frac{Pe}{\Omega} \quad \text{en W ou W/sr, sr étant le stéradian} \quad (1.1)$$

La puissance Prs fournie à une surface élémentaire située à une distance R est donnée par :

$$Prs(\theta, \phi) = \frac{Pe}{\Omega R^2} \quad \text{en W /m}^2 \quad (1.2)$$

La puissance rayonnée totale Pr_{tot} correspond à l'intégralité des puissances rayonnées dans toutes les directions de l'espace, elle a pour expression

$$Pr_{tot} = \int_{\theta} \int_{\phi} Pr(\theta, \phi) d\phi d\theta \quad \text{en W /m}^2 \quad (1.3)$$

La fonction caractéristique de rayonnement $r(\theta, \phi)$ représente la puissance rayonnée normalisée par rapport à sa puissance maximale. Elle a pour expression :

$$r(\theta, \phi) = \frac{Pr(\theta, \phi)}{Pr_{max}(\theta_0, \phi_0)} \quad (1.4)$$

L'allure du diagramme de rayonnement d'une antenne (c'est à dire $Pr(\theta, \phi)$) est principalement reliée à sa géométrie. Des similarités existent entre le diagramme de rayonnement d'une antenne boucle et celui d'un dipôle Hertzien. Les diagrammes de rayonnement sont présentés à la figure 1.1.

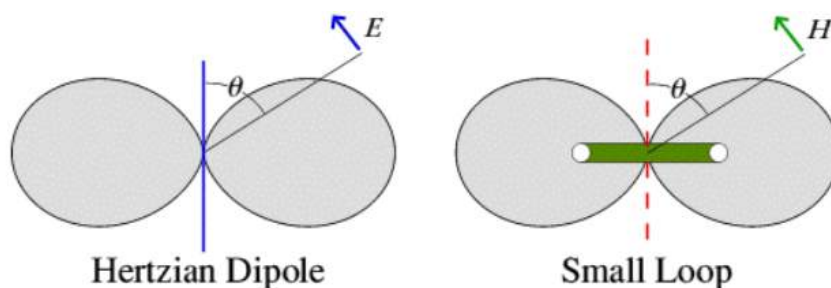


FIGURE 1.1 – Diagramme de rayonnement d'une antenne boucle et du dipôle hertzien [88]

Ces diagrammes de rayonnement varient en fonction de la fréquence. En effet dans la plupart des cas, les antennes se comportent comme des circuits résonnants à bande étroite : la résonance correspond à une situation où les charges sont en oscillation permanente. La définition

d'un modèle permet de déterminer comment l'antenne va convertir la puissance électrique incidente en puissance rayonnée. La puissance rayonnée dans un volume dV transportée par l'onde électromagnétique est décomposée en deux énergies :

- une énergie électrique : $E_e = \frac{\epsilon E^2}{2} dV$
- une énergie magnétique : $E_m = \frac{\mu H^2}{2} dV$

Avec ϵ la permittivité du vide, et μ la perméabilité magnétique. L'énergie totale est donc : $E_{tot} = E_e + E_m$

La puissance est exprimée par le vecteur de Poynting \vec{P} telle que :

$$\vec{P} = \frac{1}{2} \vec{E} \wedge \vec{H}^* \quad \text{en W /m}^2 \quad (1.5)$$

où H^* est le conjugué du champ magnétique H .

Pour mesurer une composante électrique d'une onde, il est habituel d'utiliser des antennes de type "dipôle électrique". En fonction de la fréquence de l'onde à étudier, différentes formes peuvent être utilisées. Sur la bande de fréquence 10kHz-30MHz, c'est une antenne fouet qui est choisie [40]. Sur la bande 20MHz-1G, on préférera des antennes doubles (biconiques sur la plage 20MHz-230MHz puis logpériodique sur la bande 230MHz-1GHz).



FIGURE 1.2 – Antenne fouet permettant de mesurer un champ électrique

Pour capter les composantes magnétiques, les antennes de type boucles seront préférées. Un exemple d'antenne de ce type est présenté à la figure 1.3.

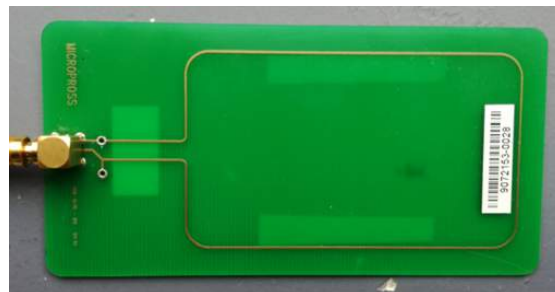


FIGURE 1.3 – Antenne boucle utilisée classiquement pour émettre ou mesurer un champ magnétique

Pour savoir si un émetteur est plutôt de type magnétique ou de type électrique, une des méthodes consiste à étudier son impédance d'onde. L'impédance d'onde permet de relier le

module du champ électrique $|E|$ au module du champ magnétique $|H|$ via la relation

$$Z_0 = \frac{|E|}{|H|} \quad (1.6)$$

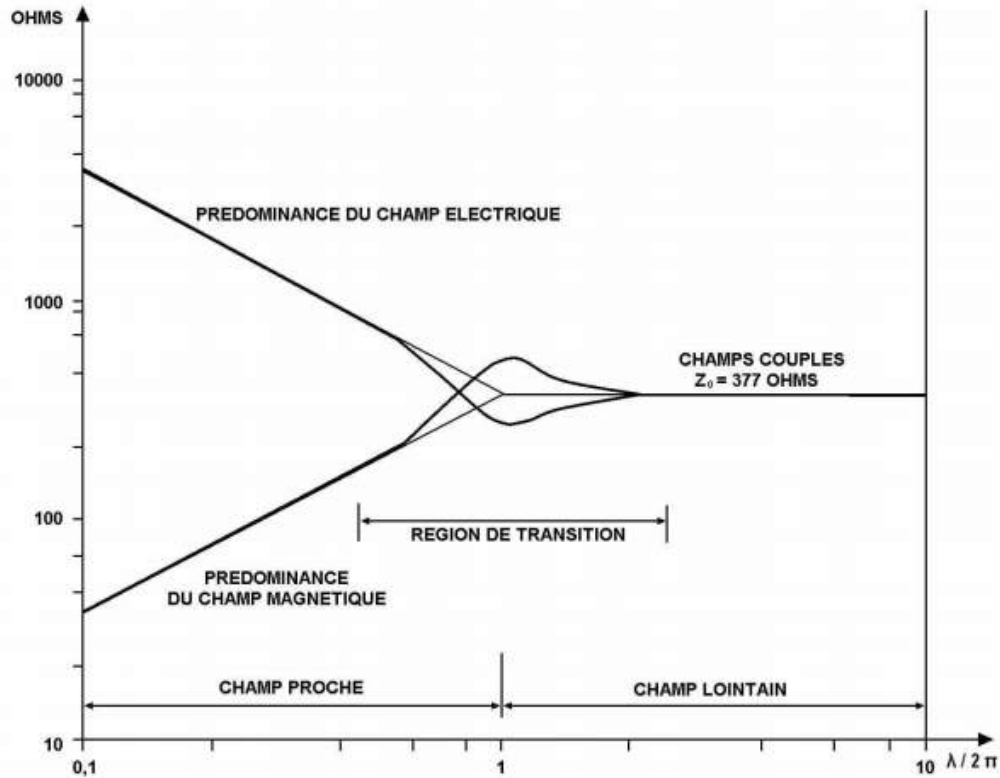


FIGURE 1.4 – Évolution de l'impédance d'onde en fonction de la longueur d'onde lambda normalisée

Par construction, une antenne va émettre, en champ proche, un champ plutôt électrique E ou plutôt magnétique H . Nous verrons par la suite que cette propriété a été essentielle dans la réalisation de nos prototypes. Une antenne boucle, plutôt magnétique, aura donc une impédance d'onde inférieure à 100Ω en champ proche. Au contraire, un fouet qui émet principalement du champ électrique aura en champ proche une impédance d'ondes supérieure à 1000 . Cette caractéristique permet alors de savoir si l'antenne que l'on possède émet principalement du champ électrique ou du champ magnétique. Sous réserve de pouvoir mesurer précisément E et B en champ proche, on peut alors classer une antenne dans l'une ou l'autre des deux catégories.

A une distance infinie, cette impédance d'onde atteint l'impédance caractéristique du vide : $Z_0 = 377 \Omega$.

Le champ proche et le champ lointain

Comme nous nous plaçons dans le cadre des antennes rayonnantes, précisons les distinctions entre le champ proche et le champ lointain. Cette distinction sera également utile pour formaliser les problèmes dans la suite de ce document.

Les ondes électromagnétiques ont des propriétés de propagation différentes en champ proche et en champ lointain. Il est alors important de savoir dans quelle zone l'étude est faite pour adapter les méthodes de mesure notamment. Dans la littérature [19], [43], l'espace est classiquement découpé en 4 zones définies par rapport à la distance entre le point en question et l'antenne émettrice. On notera D la plus grande dimension de l'antenne et λ sa longueur d'onde.

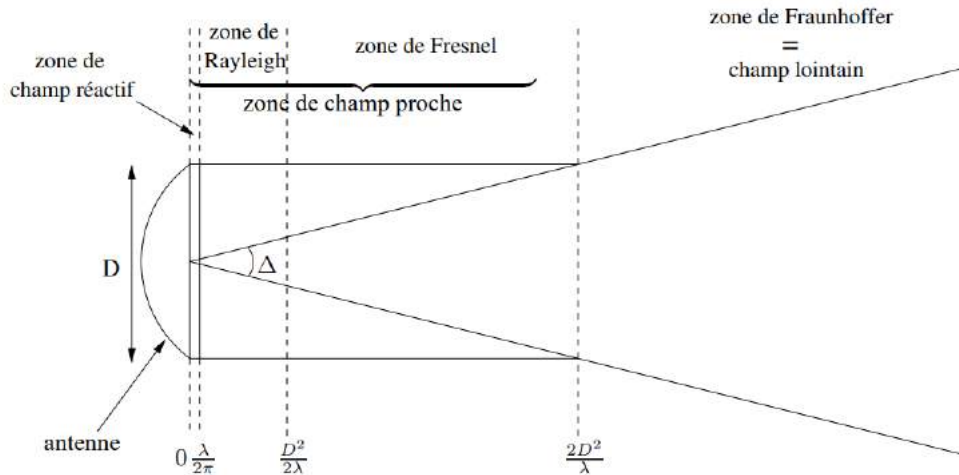


FIGURE 1.5 – Représentation des différentes zones de propagation classiques d'une antenne issue de la publication de Conil [19]

La zone la plus proche de l'antenne, appelée "zone de champ réactif", correspond à une distance inférieure à $\lambda/2\pi$. Dans cette zone, les ondes sont évanescentes et les phénomènes de propagation sont négligeables car l'onde n'est pas encore formée dans cette région. Il n'existe pas de relation simple entre le champ électrique et le champ magnétique. Dans cette zone, il est d'ailleurs plus pertinent de mesurer le débit d'absorption spécifique plutôt que le champ électromagnétique.

La seconde zone d'intérêt est la zone de Rayleigh. Cette zone couvre les distances allant de $\frac{\lambda}{2\pi}$ jusqu'à $\frac{D^2}{2\lambda}$. Dans cette zone, il y a très peu de divergence de l'onde.

Ensuite, vient la zone de Fresnel (entre $\frac{D^2}{2\lambda}$ et $\frac{2D^2}{\lambda}$). Dans cette zone, l'onde commence à diverger. La zone de champ proche correspond à l'association de cette zone de Fresnel et de la zone de Rayleigh.

Pour des distances supérieures, on entre dans la zone de Fraunhofer. Dans cette zone, le gain et la distribution angulaire sont considérés comme indépendants de la position. L'onde électromagnétique est quasiment plane.

Les outils de modélisation sont différents selon la zone considérée (entre champ proche et champ lointain). Dans la zone de champ réactif, l'hypothèse d'onde plane n'est pas respectée. Le calcul du champ électromagnétique requiert de revenir aux équations différentielles de Maxwell et, souvent, à des modèles numériques [74].

Dans la zone de champ lointain, ce sont les méthodes asymptotiques qui prédominent. On peut appliquer ces méthodes si les dimensions des objets de l'environnement sont grandes devant la longueur d'onde, et que l'on fait l'hypothèse d'ondes localement planes. C'est le cas en haute fréquence. L'intérêt d'effectuer des simulations en champ lointain est de simplifier la formulation des équations d'ondes. La décroissance du champ est alors linéaire en fonction de la distance.

Pour illustrer la difficulté de caractérisation du signal en champ proche, une représentation du module de ce champ électromagnétique a été proposée en fonction de la distance [90].

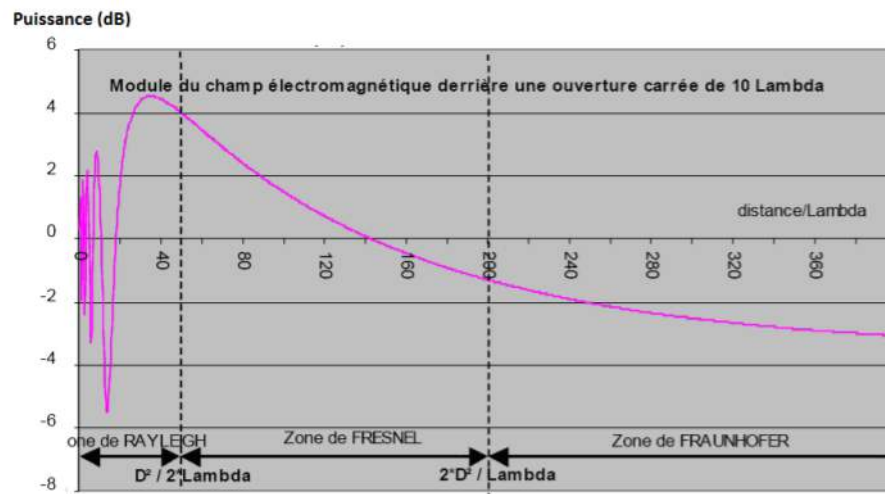


FIGURE 1.6 – Décroissance du module du champ électromagnétique en fonction de la distance (extrait de [90])

Les outils permettant de faire le lien entre le champ proche et le champ lointain sont rares [19].

Avant d'essayer de modéliser un problème, il convient de bien identifier la zone dans laquelle on se trouve pour utiliser les matériels (antennes de mesures) et outils logiciels adaptés. Les travaux présentés dans ce document se basent sur l'utilisation du corps humain comme milieu de transmission et/ou comme antenne rayonnante. Après les considérations générales précédentes, on va s'intéresser à la modélisation du corps humain du point de vue électromagnétique. En particulier, on s'intéressera à une bande de fréquences considérée comme optimale en IBC, que l'on définira dans la suite de ce document. Avant de se focaliser sur l'IBC néanmoins, on présentera quelques propriétés basiques des tissus biologiques.

1.1.2 Le corps humain en tant que milieu de transmission

La modélisation du corps dans le cadre de l'IBC est importante pour plusieurs raisons. D'une part, l'étude à partir d'un modèle peut permettre de simuler différents couplages selon différentes valeurs de paramètres. Ainsi, on peut déterminer théoriquement des bornes de fonctionnement qui garantissent le respect des normes sanitaires (voir section 1.1.4).

Une deuxième raison importante de modéliser la chaîne de transmission du signal avant une implémentation réelle est d'optimiser l'ensemble des éléments de la chaîne de transmission et d'acquisition et de comprendre ce qu'il est possible de transmettre / mesurer ou non.

Propriétés électriques des tissus biologiques

A l'échelle macroscopique, le corps humain est composé de nombreux organes qui eux même sont constitués d'une grande variété de milieux biologiques ayant des propriétés très différentes. L'influence de ces propriétés biologiques est développée dans les travaux de Laurent Bernard [11]. Ces milieux biologiques peuvent être :

- des liquides comme le sang, l'urine, l'eau, le liquide céphalo-rachidien, la lymphe...

- de tissus composés de cellules de nature très différentes tels que par exemple les os, les muscles, la peau

Nul besoin de dire que le corps humain est une structure biologique dynamique hyper-complexe d'autant plus à l'échelle microscopique qu'elle l'est déjà à l'échelle macroscopique. La diversité de ses propriétés électriques est donc à la hauteur de sa complexité. Le corps humain présente donc des propriétés électriques fortement hétérogènes aux niveaux microscopique (structures cellulaires) et macroscopique (organes). La structure microscopique d'un tissu peut parfois lui conférer des propriétés électriques macroscopiques anisotropes. En général, pour caractériser les milieux biologiques, on utilise les notions de conductivité (σ) et de permittivité relative (ϵ_r). La densité de courant électrique J induit par le champ électrique E de pulsation ω combine ces deux notions.

$$\vec{J} = (\sigma + j\omega\epsilon_r\epsilon_0)\vec{E} \quad (1.7)$$

où ϵ_0 est la permittivité électrique du vide.

La conductivité permet d'évaluer la capacité d'un tissu à conduire l'électricité. Cette propriété est directement liée aux cellules constituant les tissus humains. Ces cellules sont composées de solutions chimiques ayant leur propre concentration en sel, en ions potassium et en ions sodium. Elles vont alors conduire plus ou moins bien le courant.

L'autre caractéristique influençant directement la capacité de déplacement des charges des tissus est la permittivité diélectrique. La permittivité est une propriété qui décrit la réponse d'un milieu à un champ électrique appliqué. Un modèle théorique de la permittivité complexe d'un système est donné par l'équation de Cole-Cole [18].

$$\epsilon^*(\omega) = \epsilon_\infty + \sum_n \frac{\Delta\epsilon_n}{1 + (j\omega\tau_n)^{1-\alpha_n}} \quad (1.8)$$

avec

- ϵ^* la permittivité complexe relative
- τ la constante de temps du système, de l'ordre de quelques pico secondes dans le cadre d'une réorientation des dipôles, et de l'ordre de la seconde dans le cadre des ions
- ϵ_∞ la permittivité a des fréquences $\omega\tau \gg 1$
- α_n , une valeur comprise entre 0 et 1, qui permet de décrire différentes formes spectrales.

A partir de ces modélisations, des modèles électriques équivalents peuvent être décrits (figure 1.7).

A l'aide de ces modèles, la permittivité d'un milieu peut être évaluée à n'importe quelle fréquence. Cela permet d'obtenir des valeurs précises qui sont utilisées ensuite dans le cadre de simulations numériques. La fiabilité de ces simulations dépend très fortement de l'évaluation des paramètres qui composent les équations qu'elles cherchent à résoudre.

Cependant, ces propriétés sont souvent issues empiriquement de mesures macroscopiques sur un tissu donné considéré homogène (et souvent isotrope). La conductivité ainsi définie inclut la conductivité statique du milieu ainsi que l'effet des pertes diélectriques. Parfois, les notions de conductivité complexe (σ) ou de permittivité relative complexe (ϵ_r) sont utilisées. L'évolution de ces propriétés en fonction de la fréquence de l'excitation notamment pour différents types de tissus est décrite dans [27].

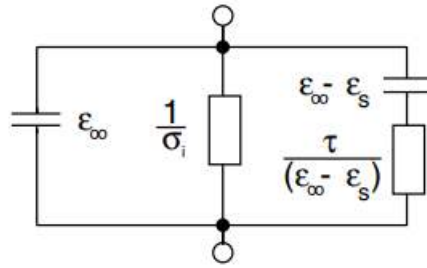


FIGURE 1.7 – Modèle équivalent à l'équation de Cole-Cole avec une constante de temps τ et un paramètre de distribution $\alpha = 0$

Modèles macroscopiques

Dans la littérature, différents modèles souvent simplifiés proposent une première approche pour caractériser les transferts IBC (*i.e.*, la propagation des ondes EM à travers le corps humain). Ces modèles peuvent se baser sur l'étude de caractéristiques physiologiques des tissus humains.

C'est le cas par exemple de Wegmueller [93] qui décompose un bras humain en 3 couches distinctes (os, muscle puis peau, voir fig. 1.8).

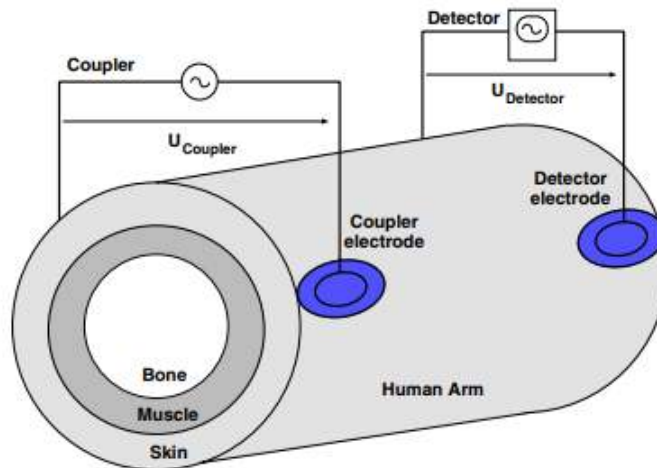


FIGURE 1.8 – Modélisation d'un couplage galvanique sur un modèle tri-couche os-muscle-peau issu de la publication de Wegmueller [93]

Cette modélisation permet ensuite d'obtenir des transferts théoriques en s'appuyant sur les propriétés électriques intrinsèques des tissus humains. Dans son papier, Wegmueller [93] précise que la membrane des cellules humaines agit comme une barrière perméable qui va être plus ou moins poreuse en fonction de la fréquence utilisée. Plus la fréquence sera basse et plus l'onde sera pénétrante (l'impédance de la membrane est élevée à basse fréquence). Au contraire, appliquer une onde haute-fréquence engendrera une onde plutôt en surface de la peau. Song [87] a effectué le même genre d'étude mais en modélisant l'intégralité du corps humain.

A l'aide de ces modèles macroscopiques, les différents transferts sont ensuite calculés à l'aide de méthodes basées sur les éléments finis. Le comportement électrique du corps humain va être simulé en se basant sur la résolution numérique d'équations aux dérivées partielles. Cette méthode permet de simuler l'impact des tissus humain et du corps en général sur les signaux transmis.

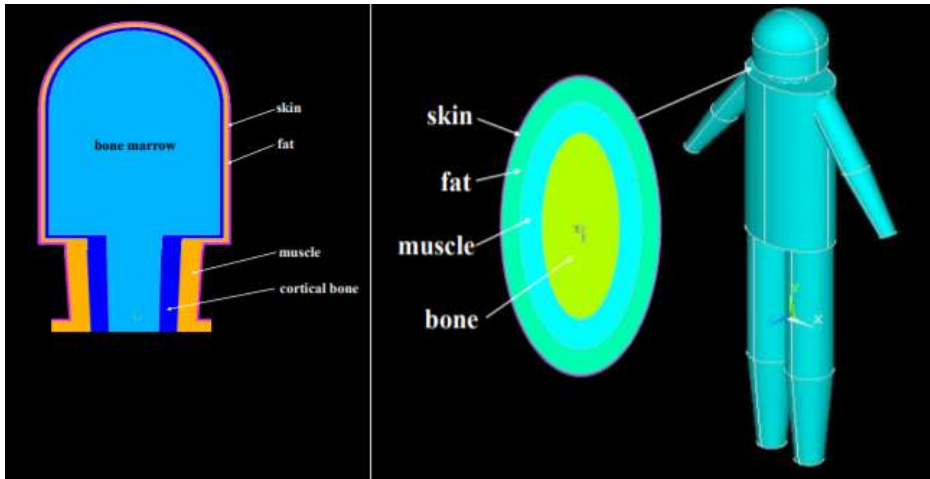


FIGURE 1.9 – Modélisation d'un couplage galvanique sur un modèle tri-couche os-muscle-peau issu de la publication de Song [87]

Les premiers travaux utilisant ces méthodes dans le cadre de l'IBC sont l'œuvre de Xu [94]. Ces travaux ont cherché à modéliser un transfert dans le cadre d'un couplage capacitif (pour des détails sur ce type de IBC, voir section 1.2.2). Les résultats de cette publication tendent à montrer qu'il faut des électrodes d'émission de grande taille pour diminuer l'atténuation du signal. En revanche, la taille des électrodes de réception n'a pas d'importance. Les résultats de ces simulations collent bien aux mesures tant que la plage de fréquence reste faible. Dans son étude, la plage considérée va de 1MHz jusqu'à 180 MHz. Les modèles obtenus ne sont pas validés par les mesures sur l'ensemble de cette plage.

Des modélisations basées sur des fonctions de transferts équivalentes au corps humain (ou plutôt à différentes parties du corps humain) ont été également proposées. On pourra par exemple citer des travaux de Zhang [96]. Ses travaux s'intéressent au couplage IBC capacitif. Nous détaillerons plus précisément comment ce couplage fonctionne dans la section 1.2.2. La figure 1.10 montre simplement qu'avec ce type de couplage, une électrode d'émission est en contact avec la peau tandis que la seconde est en l'air. Du côté de la réception, la même configuration est observée.

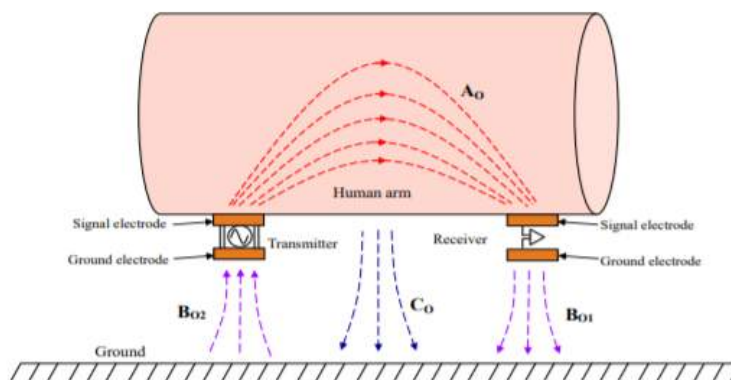


FIGURE 1.10 – Modélisation d'un transfert IBC dans [96]

Sur la figure 1.10, A_0 représente le champ électrique qui se crée entre les deux électrodes

qui se propage à travers la peau. Des champs électriques B_{01} et B_{02} s'opèrent donc entre les électrodes et l'environnement extérieur. Un champ électrique C_0 se crée également entre le corps humain et l'environnement extérieur du au potentiel du corps humain.

A partir de cette configuration, l'objectif de Zhang est de construire une fonction de transfert afin de prédire la sortie (donc les signaux reçus) du système à partir de ce qui est émis par les électrodes d'émission. A partir de ce modèle macroscopique d'un bras humain, une première modélisation électrique est déduite (figure 1.11).

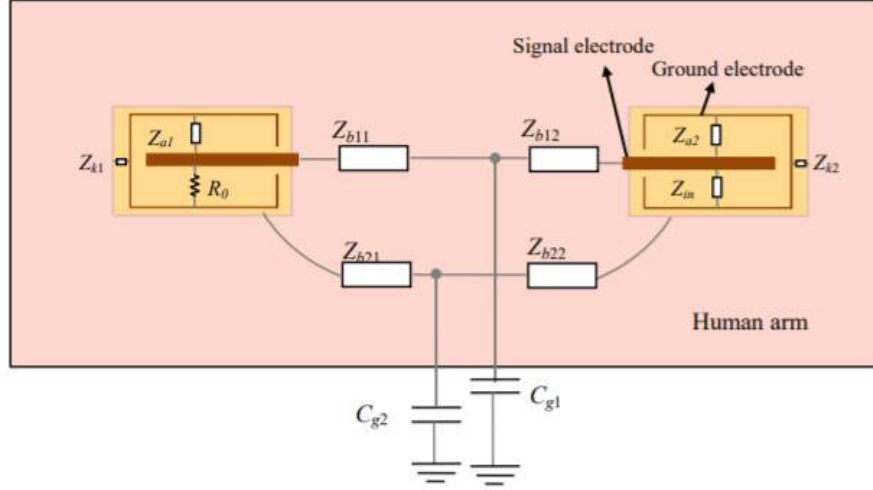


FIGURE 1.11 – Modélisation électrique équivalente du transfert IBC dans [96]

Sur ce schéma, R_0 représente la résistance de sortie de l'électrode d'émission en contact avec la peau. Z_{a1} représente l'impédance entre les deux électrodes d'émission (l'une en contact avec la peau, l'autre en l'air). Z_{k1} représente l'impédance de la couche isolante présente entre l'électrode d'émission et la peau. Z_{b11} et Z_{b12} représentent les impédances entre les deux électrodes d'émission et de réception en contact avec la peau, tandis que Z_{b21} et Z_{b22} représentent les impédances entre les deux électrodes d'émission et de réception en l'air. Enfin, les capacités de couplage entre le corps humain et l'environnement extérieur sont représentés ici par les capacités C_{g1} et C_{g2} .

Si on nomme V_{in} la tension de sortie des électrodes d'émission et V_{out} la tension reçue par les électrodes de réception, alors la modélisation suivante peut se traduire par le schéma électrique équivalent présenté à la figure 1.12

Il est alors possible, à partir de ce circuit électrique équivalent, d'obtenir une fonction de transfert reliant V_{in} et V_{out} comme on l'obtient pour n'importe quel circuit électrique.

Développons les équations permettant d'aboutir à la fonction de transfert souhaitée. Soit i_n ($n = 1, 2, 3, 4$) le courant dans les différentes branches du circuit. On obtient, à l'aide de la figure 1.12 les équations

$$\begin{cases} (R_0 + Z_{a1})i_1 - Z_{a1}i_2 & = V_{in} \\ (Z_{a1} + Z_{b11} + Z_{k1} + Z_{b21} + Z_{g1} + Z_{g2})i_2 - Z_{a1}i_1 - (Z_{g1} + Z_{g2})i_3 & = 0 \\ (Z_{a2} + Z_{b12} + Z_{k2} + Z_{b22} + Z_{g1} + Z_{g2})i_3 - (Z_{g1} + Z_{g2})i_2 - Z_{a2}i_4 & = 0 \\ (Z_{a2} + Z_{in})i_4 - Z_{a2}i_3 & = 0 \end{cases} \quad (1.9)$$

Afin d'obtenir une écriture plus compacte, on définit ensuite les matrices I , V et Z telles que :

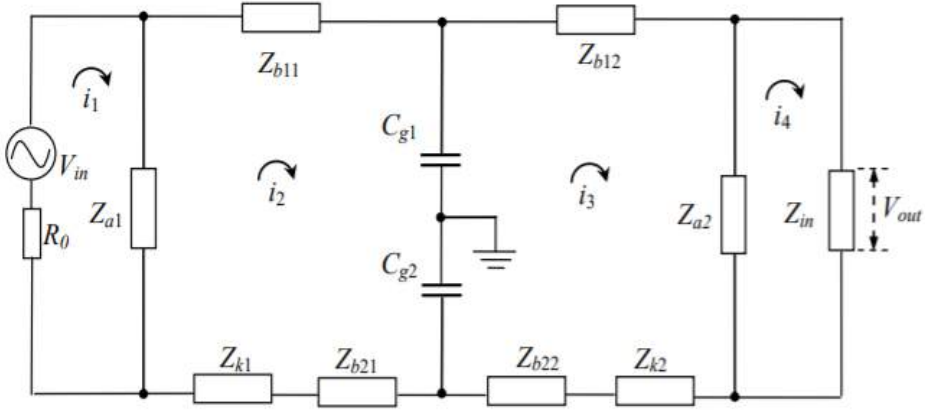


FIGURE 1.12 – Schéma électrique du transfert IBC dans [96]

$$I = \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ i_4 \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

$$V = \begin{bmatrix} V_{in} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

$$Z = \begin{bmatrix} R_0 + Z_{a1} & -Z_{a1} & 0 & 0 \\ -Z_{a1} & Z_{a1} + Z_{b11} + Z_{k1} + Z_{b21} + Z_{g1} + Z_{g2} & -(Z_{g1} + Z_{g2}) & 0 \\ 0 & -(Z_{g1} + Z_{g2}) & Z_{a2} + Z_{b12} + Z_{k2} + Z_{b22} + Z_{g1} + Z_{g2} & -Z_{a2} \\ 0 & 0 & -Z_{a2} & Z_{a2} + Z_{in} \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

On peut alors représenter l'équation 1.9 plus simplement à l'aide des matrices présentées aux équations 1.10, 1.11, 1.12.

$$ZI = V \quad (1.13)$$

La matrice d'admittance étant définie comme l'inverse de la matrice d'impédance, la relation $Y = Z^{-1}$ peut être écrite plus simplement.

$$I = YV \quad (1.14)$$

Ce qui permet ici d'obtenir aisément le courant i_4 .

Or, le courant i_4 s'exprime directement en fonction de la sortie V_{out} à l'aide de la relation 1.15.

$$V_{out} = Z_{in}I_4 \quad (1.15)$$

Finalement, les équations 1.13 et 1.15 permettent de quantifier l'atténuation du signal dans le cadre de la modélisation d'un transfert IBC :

$$G = 20 \log_{10} \frac{V_{out}}{V_{in}} \quad (1.16)$$

La principale limite de ces méthodes provient surtout de la modélisation du corps humain et des équations que l'on cherche à résoudre qui en découlent. La complexité du corps fait qu'il est difficile de le modéliser convenablement, ce qui réduit obligatoirement la précision de la simulation [87]. C'est pourquoi ces modélisations se limitent généralement à des portions de corps et non au corps humain dans sa globalité.

Enfin, dans tout ce qui a été développé précédemment, les transferts et les modèles sont développés avec au minimum une des électrodes d'émission en contact direct avec la peau, ce qui crée une interface qui peut être à son tour être modélisée.

Impédance d'interface

Dans la plupart des cas et surtout lorsque la fréquence d'étude est relativement basse (inférieure au GHz) [31], un contact physique entre l'appareil de mesure et le tissu à étudier est nécessaire. A l'image de l'adaptation d'impédance entre un émetteur et un récepteur électrique, des phénomènes se produisent à cette interface et peuvent perturber les mesures. Ce contact crée une interface électrique qui va entraîner la formation d'une "double couche" dans chacun des milieux [31]. Ce phénomène est illustré dans la figure 1.13. La différence de potentiel entre les deux couches caractérise la répartition des charges à la surface de celle-ci. Le phénomène débute alors dès lors qu'un couplage peut s'opérer entre la main de l'individu et la surface de l'électrode de mesure, sans que le contact soit nécessaire.

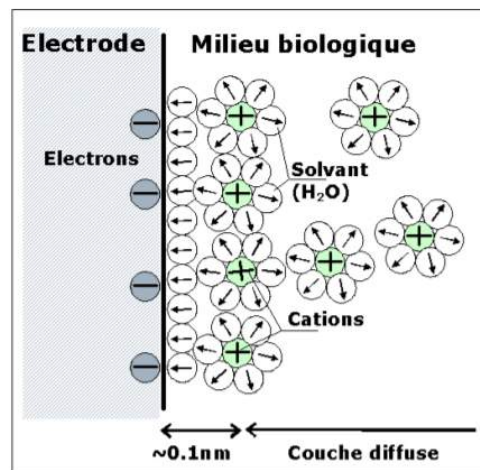


FIGURE 1.13 – Comportement électrique de l'interface tissu/Appareil de mesure

Cette double-couche est constituée d'une zone où les charges sont concentrées et d'une zone vide de charge. Dans le cas où l'étude porte sur de bons conducteurs électroniques (métaux), alors les électrons se concentrent au voisinage de cette interface. La double-couche est alors d'une épaisseur relativement faible (inférieure à 10^{-2} nm). Si l'étude porte sur des conducteurs ioniques, l'application d'un champ électrique va entraîner l'apparition d'une zone où se concentrent les porteurs de charges du côté de l'appareil de mesure. En effet, si le tissu n'absorbe pas les ions (qui vont se fixer sur l'électrode), alors il va se former une zone correspondant au diélectrique d'un condensateur. Cette couche est appelée "couche de Gouy-Chapman" [25]. Dans cette zone, la répartition des charges électriques est soumise à des phénomènes physiques complexes et dépend notamment de la fréquence de l'onde électromagnétique appliquée. Cette répartition spécifique de charge implique alors une impédance très importante entre l'appareil de mesure et le milieu étudié

lorsque la fréquence de l'onde est faible (inférieure à quelques kHz). Ce cas ne se présentera pas dans le cadre de l'IBC compte-tenu des fréquences utilisées. A l'aide d'une étude spectroscopique, l'impédance d'interface peut être modélisée à l'aide de la relation 1.17 [80].

$$Z_i = K(j\omega)^{-\alpha} \quad (1.17)$$

Les valeurs de K et α dépendent de paramètres tels que les matériaux de l'électrode, l'état de surface de celle-ci ou encore la concentration d'ions dans le milieu étudié.

1.1.3 Le corps humain : antenne rayonnante

Des travaux récents [17], [47] ont permis d'introduire la notion de corps humain rayonnant, vu comme une antenne. Dans ce cas, une interface de contact proprement dite n'existe plus et on parle d'un couplage de cette antenne.

Dans son article de 2007, Cho [17] décrit les problèmes liés aux rayonnements observés autour du corps humain lorsque la fréquence devient plus élevée. A haute-fréquence (on définira ce que l'on entend par haute-fréquence), le corps humain se transforme en antenne et irradie l'air qui l'entoure. L'utilisation de fréquences plus élevées reste intéressante afin d'obtenir un meilleur rapport signal sur bruit. Pour Cho, cette propriété est un inconvénient puisque les signaux se propagent autour du corps sans trop de contrôle. Il cherche alors à étudier les propriétés de ré-émission du corps humain sur une plage de fréquence allant de 1 Mhz jusqu'à 150 MHz, afin de trouver la fréquence qui minimise les interférences avec les autres technologies de communication.

Pour réaliser son expérience, il émet une onde électromagnétique à puissance constante (3dBm). Le système d'émission consiste en une antenne rectangulaire de dimension 6×5 cm, collée à la peau du volontaire. Pour mesurer les champs électromagnétiques ré-émis, une antenne est placée à 3 mètres de l'individu. Comme nous l'avons expliqué précédemment dans la section 1.1.1, l'antenne de réception utilisée dépend de la fréquence. Pour des fréquences inférieures à 30 MHz, une antenne fouet a été utilisée tandis qu'une antenne biconique a été utilisée pour les fréquences plus élevées. Pour limiter l'impact de perturbations extérieures éventuelles, ces mesures ont été réalisées dans une chambre anéchoïque. Les résultats sont alors consignés sur la figure 1.14.

L'angle de zéro degré correspond à l'angle dans lequel la personne regarde (devant-elle). Le graphique n'est pas régulier (on pourrait s'attendre à une symétrie circulaire) mais Cho[17] le justifie par le fait que l'on se situe ici en champ proche. La directivité du champ est alors difficilement prédictible dans ces conditions. Ceci est un exemple qui permet de prouver qu'effectivement, le corps rayonne une partie du champ électromagnétique qu'il reçoit. Des tests ont été menés par Cho pour savoir s'il existait un lien entre le champ mesuré et la taille d'un individu par exemple. En effet, si une analogie avec une antenne est effectuée ici, on pourrait alors penser qu'un individu de taille supérieure à un autre possède une fréquence de résonance plus faible. Les résultats de Cho sont consignés dans sur la figure 1.15.

Il semble délicat de faire un lien direct entre la taille d'un individu et sa façon de rayonner une onde électromagnétique à une fréquence donnée. Selon cette étude, le champ mesuré est surtout dépendant de la distance de l'utilisateur à l'antenne plutôt que de la taille de cet utilisateur.

C'est intéressant à noter ici que, dans l'optique de Cho [17], le rayonnement dû au corps humain est un effet indésirable car il peut d'une part interférer avec d'autres dispositifs électroniques voisins et, d'autre part, s'il est porteur d'information, il peut être capté par ces dispositifs et donc empiéter sur la sécurité des transmissions IBC. Au contraire, dans ce manuscrit, nous allons utiliser cette propriété de rayonnement du corps humain pour transmettre des informations vers un dispositif IBC sans contact direct.

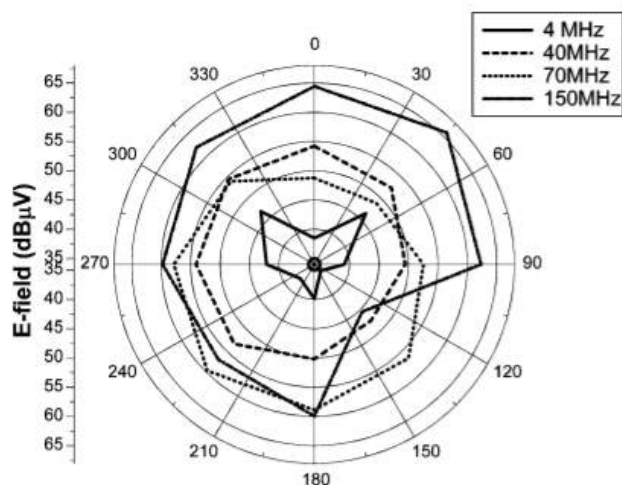


FIGURE 1.14 – Évolution du champ magnétique capté à 3 mètres d’un individu, en fonction de la fréquence de l’onde et de l’angle de la mesure ([17])

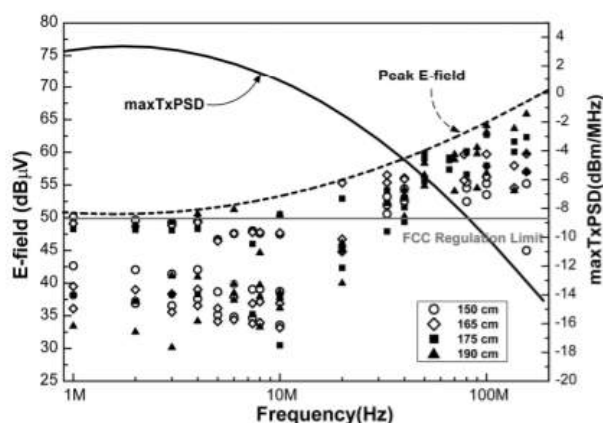


FIGURE 1.15 – Évolution du champ magnétique capté à 3 mètre d’un individu, en fonction de la fréquence de l’onde et de la taille de l’individu ([17])

Contrairement à Cho, Kibret [47] cherche à modéliser l’impact de la taille d’un individu sur des fréquences de résonance éventuelles. On parle ici de fréquence de résonance par analogie aux circuits RLC. La résonance correspond ici à un pic de rayonnement, qui dépend naturellement de la fréquence, mais aussi de la taille d’un individu selon Kibret.

Dans son papier, Kibret [47] s’intéresse à cette fréquence de résonance en assimilant le corps humain à un monopole électrique. Cette modélisation est assez représentative des phénomènes que l’on observe dans le cadre de notre étude. En effet, le fait de pouvoir transmettre des données à distance, sans contact direct nécessaire entre l’humain et l’émetteur fait que l’on se trouve dans un cas quasi-similaire.

Dans son étude, le corps humain qui joue le rôle d’antenne est excité par le pied¹ comme le montre l’illustration de la figure 1.16.

Une fois excité, le corps humain agit alors comme une antenne classique et peut rayonner une

1. Chez [17], l’excitation se faisait à l’aide d’une électrode en contact avec l’avant-bras.

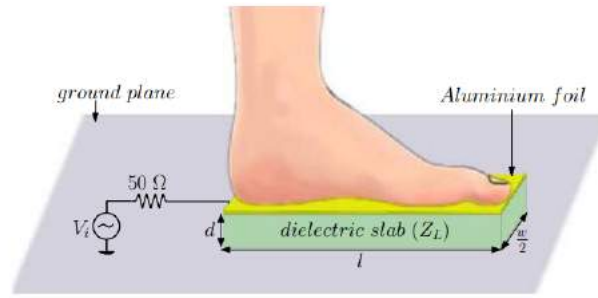


FIGURE 1.16 – Illustration de la source d’excitation de l’antenne rayonnante de Kibret. Dans la figure, l correspond à la longueur de l’antenne, d sa hauteur et $a/2$ sa largeur, alors que Z_L représente l’impédance de l’antenne (issue de [47])

onde électromagnétique. Une modélisation de cette "antenne humaine" est proposée par Kibret.

Le corps humain n’étant pas homogène, les courants induits ne sont pas homogènes même sur une section de hauteur constante. Pour simplifier, l’hypothèse faite est de considérer un cylindre de rayon a , de longueur très grande par rapport à son rayon, de conductivité électrique σ_w et de perméabilité magnétique μ_0 .

Pour trouver le diamètre du cylindre à partir de la taille h et de la masse m d’un individu, la formule suivante a été utilisée :

$$a = \sqrt{\frac{5m}{\pi\rho_m h}} \quad (1.18)$$

avec m en kg, h en m, ρ_m étant la densité moyenne d’un corps humain et valant 1050 kg.m^{-3} .

Avec cette modélisation, le corps humain peut être caractérisé comme une antenne (émettrice ou réceptrice) grâce aux courants induits qui vont jouer le rôle de l’excitation. Pour simplifier ce problème, Kibret fait le choix de positionner un corps humain sur une surface très conductrice irradiée par une onde plane polarisée verticalement. Dans ce cas précis, le champ électrique est dominant. On va pouvoir, à partir de la caractérisation des courants induits dans ce corps, obtenir l’impédance équivalente de l’antenne ou encore le digramme de rayonnement équivalente au corps.

L’indice de masse corporelle (IMC) permet rapidement d’évaluer la corpulence d’un individu en disposant simplement de son poids et de sa taille, à l’aide de la formule :

$$IMC = \frac{Masse(kg)}{taille^2(cm)} \quad (1.19)$$

Ainsi, l’impédance a IMC constant permet d’adapter la masse du cylindre (donc son diamètre) à l’aide de sa hauteur.

A partir de ces équations, ce type de courbe (fig. 1.17) peut être tracé.

Cette étude tend à montrer que différents gabarits donneraient des fréquences de résonances différentes, et donc, par extension, que la réponse fréquentielle du corps humain dépendrait ses caractéristiques morphologiques et/ou physiologiques. Ensemble avec les travaux sur le rayonnement de [17], les travaux de [47] sont à l’origine des travaux chez Orange sur l’utilisation de l’IBC en biométrie sans contact (voir section 1.5 pour plus de détails).

1.1.4 Propagation de signaux dans le corps : contraintes et normes

La fréquence de la porteuse joue un rôle essentiel dans la transmission des signaux à travers le corps humain. Cette fréquence va être plus ou moins propice à la transmission des telles

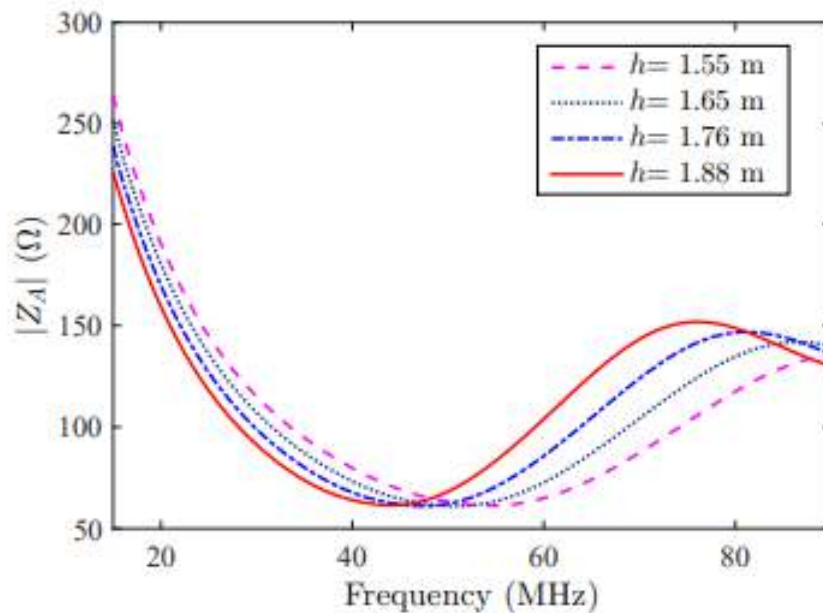


FIGURE 1.17 – Différentes impédances de l'antenne équivalente, pour différentes taille à Indice de masse corporel constant ($IMC=23.56$) , extraite de [47]

ondes dans le milieu "corps humain". Améliorer la transmission des signaux revient à trouver une fréquence où le corps atténue le moins possible l'onde électromagnétique. Les mécanismes d'absorptions des ondes par les tissus humains ont été longuement étudiés en dosimétrie. On peut citer les travaux de Gandhi [28] par exemple.

Par ailleurs, à certaines fréquences, les ondes électromagnétiques sont plus ou moins atténuées aussi à cause du chemin de propagation qu'elle prennent dans le corps (du moins dans le cas des transmissions avec des électrodes en contact avec la peau). En effet, l'expérience a montré que les atténuations sont plus faibles lorsque les électrodes sont placées sur des portions droites plutôt qu'entre deux os faisant un angle de 90 degrés [60]. Sur le corps humain, cela correspond à des pertes plus importantes si une articulation sépare le couple d'émission au couple de réception. En effet, Maity [60] montre par des mesures que les configurations spatiales impactent directement les pertes mesurées par le récepteur pour des fréquences allant de quelques kHz jusqu'à 1 Mhz. Pour le corps humain, cela signifie que les pertes sont importantes si la trajectoire entre émetteur et récepteur doit traverser des structures anatomiques composées de différents tissus et donc de propriétés électriques différentes.

Si l'objectif est d'améliorer l'aspect énergétique, on peut chercher la fréquence permettant de minimiser les pertes entre un émetteur et un récepteur placé au contact du corps humain. En minimisant ces pertes, il est alors possible d'émettre avec une puissance plus faible et donc, d'une part, d'améliorer les performances énergétiques du système, et d'autre part de ne pas risquer des effets nocifs sur les tissus.

Le travail de Wegmueller [93] a été de déterminer une fréquence pour laquelle le différentiel de propagation entre le corps humain et l'air est le plus important. Plus ce différentiel est grand, en faveur du corps, meilleure est la propagation, car plus une part importante du signal transite par le corps humain, moins il sera nécessaire d'émettre des puissances importantes. En effet, comme montré dans les travaux de Wegmueller [93], à certaines fréquences, le corps absorbe moins le

signal que l'air. De plus ces travaux montrent que le canal de transmission du signal dominant n'est pas à l'intérieur du corps mais à la surface du corps car la propagation est distribuée sous forme d'onde de surface.

Les puissances d'émission, quelle que soit la technologie utilisée, sont toutes réglementées par deux seuils. Ces normes sont fixées par les autorités afin de garantir la non-dangerosité des ondes électromagnétiques. Elles sont fonction de la fréquence utilisée. Par exemple, pour le WIFI et sa fréquence à 2.4GHz, la Puissance Isotrope Rayonnée Equivalente (PIRE) est de 100mW, que ce soit dans un environnement intérieur ou extérieur [69]. La norme IEEE 802.15.6 [32] est la norme qui régit les communications sans fil à courte portée, de faible puissance et très fiable dans, sur et autour du corps humain. Des applications concrètes de cette norme existent dans le domaine de la surveillance de la santé en temps réel et d'électronique grand public [35]. Les transferts IBC y sont partiellement décrits. La fréquence supposée optimale pour les transferts IBC est de 21 MHz.

Globalement, bien que la norme IEEE 802.15.6 définisse le 21 Mhz comme étant la fréquence optimale pour l'IBC, ce choix reste discutable tant la diversité des transferts et des paramètres est grande. Cependant, toutes les publications IBC s'accordent sur la plage de fréquence utilisable pour l'IBC. Cette plage va s'étendre d'environ 200kHz jusqu'à 200MHz. C'est important de noter que, compte-tenu des fréquences utilisées, nous sommes en présence d'ondes de surface. En effet, la peau est de point d'entrée des signaux. Une fois que cette peau est traversée, les signaux décroissent très rapidement [95].

Nos travaux se focalisent sur la bande fréquentielle NFC de 300 kHz autour de la fréquence porteuse centrée à 13.56 MHz. Les caractéristiques de la transmission NFC sont décrites dans la sous-section 1.3.1. Ici nous attardons uniquement sur les questions de puissance, selon les normes en vigueur. Dans ce cadre, la norme utilisée est la norme ISO-IEC 14-442 [39], qui précise que les émetteurs ne doivent pas émettre un champ magnétique supérieur à 7.5 A/m. Les valeurs limites d'exposition professionnelles sont définies en Europe par la Directive 2013-35 du 26 juin 2013 [20]. La transposition de cette directive a été effectuée en France par le décret 2016-1074 du 3 août 2016 [68]).

Nous avons parlé des seuils maximaux à ne pas dépasser. Il existe également un seuil minimal nécessaire au bon fonctionnement du service. Pour le NFC, les émetteurs doivent émettre avec une puissance minimale de 2.5 A/m.

1.2 IntraBody Communication

1.2.1 Place de l'IBC dans l'éco-système des normes de communication

L'IntraBody Communication, que l'on trouve également sous le nom de Human Body Communication (HBC) dans la littérature [97], est une technologie visant à utiliser le corps humain comme canal de communication ou comme une antenne relais. Cette méthode de communication, en plein développement, est assez récente puisqu'elle est apparue pour la première fois dans la littérature en 1995 [98]. Cette méthode, n'utilisant pas l'air comme milieu de propagation comme cela est classiquement le cas pour les ondes radio-électriques, a été définie dans la norme IEEE 802.15.6 [32] présentant le protocole WBAN (Wireless Body Area Network).

Ce protocole WBAN s'intègre quant à lui dans un ensemble encore plus large : celui des réseaux de capteurs sans fil ou Wireless Sensors Network, réseau disposant d'un certain nombre de nœuds souvent très grand, capable de collecter des informations et les transférer de manière autonome.

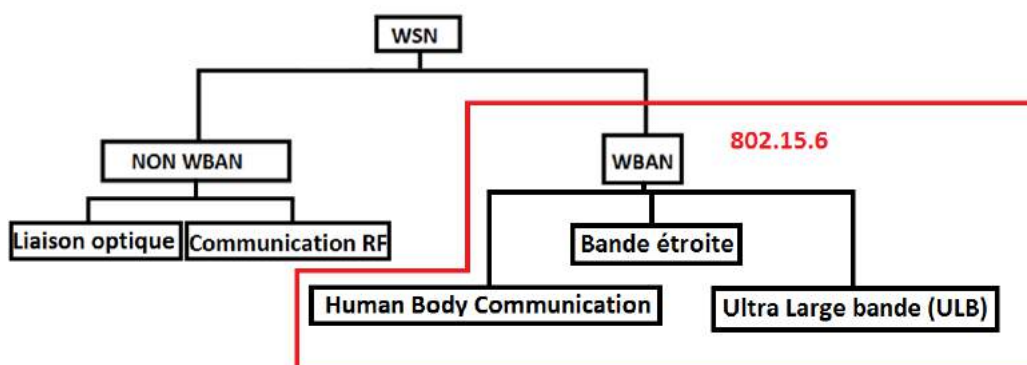


FIGURE 1.18 – Positionnement de la technologie Body Area Network dans l'écosystème des communications

Une des contraintes techniques et scientifiques propres à ces méthodes de communication (valable également pour tous les réseaux de capteurs sans fil) est la consommation énergétique. En effet, chaque dispositif ou nœud dans le cas des réseaux de capteurs nécessite d'être alimenté en permanence pour pouvoir communiquer et transmettre des informations.

Pour des réseaux de capteurs dans la nature, des solutions existent (panneaux solaires ou batteries de taille conséquente). Il est impossible d'adapter ces solutions dans le cadre des transmissions WBAN pour des données physiologiques car les systèmes sont miniaturisés afin de ne pas être trop contraignants vis à vis des individus.

Pourtant, les réseaux de capteurs sont très utiles dans le domaine médical. Ils permettent, à l'aide de capteurs placés sur le corps humain, d'assurer un suivi physiologique continu de patient dans le cadre de l'aide au diagnostic ou du suivi thérapeutique.

Par exemple, on estime qu'en 2065 le Japon aura la population la plus vieille de l'histoire de l'humanité, avec un âge médian atteignant 55.7 ans [57]. De la même manière, un américain sur 5 aura plus de 65 ans en 2040 d'après certaines estimations [14]. La population en France ne cesse de vieillir, et le tableau 1.1 issu des chiffres de l'INSEE [41] le prouve.

Les pays développés ont une population vieillissante et le suivi médical de ses citoyens va devenir une des priorités.

C'est dans ce contexte où les problèmes de consommation énergétique des communications sont importants qu'est né l'Intra Body Communication. Contrairement aux communications radiofréquence plus classiques, les fréquences utilisées dans le cadre des transferts IBC sont beaucoup moins élevées. Cela présente un double avantage. Le premier est énergétique : plus la fréquence utilisée est basse et plus la consommation énergétique est faible. De plus, ces fréquences relativement basses (inférieures à 200 MHz) font que les ondes ne vont pas se propager à trop grande distance dans l'air. Il devient impossible de les capter dès lors que l'on s'éloigne du corps humain. Ce point est positif en particulier dans le cadre de la E-Health où les données médicales sont sensibles, mais également dans tout contexte où la vie privée ou plus généralement la sécurité des transmissions est importante.

De plus, les débits de transferts restent satisfaisants. Des recherches [92] ont prouvé qu'il est possible d'utiliser l'IBC pour réaliser des transferts à haut débit (100kb/s) avec une consommation réduite (inférieure à 1mW).

Le tableau 1.2, dont les données sont issues de la publication de Zhao [97] présente les

					en %
Au 1 ^{er} janvier	Moins de 20 ans	20 ans à 59 ans	60 ans ou plus	dont 75 ans ou plus	Ensemble en milliers
France métropolitaine					
1901	34,3	53,0	12,7	2,5	38 485,9
1910	33,6	53,7	12,7	2,5	39 089,0
1920	31,3	54,9	13,8	2,8	38 383,0
1930	30,1	55,7	14,2	2,9	40 912,1
1946	29,5	54,5	16,0	3,4	40 125,2
1950	30,1	53,6	16,2	3,8	41 647,3
1960	32,3	51,0	16,7	4,3	45 464,8
1970	33,1	48,8	18,0	4,7	50 528,2
1980	30,6	52,4	17,0	5,7	53 731,4
1990	27,8	53,2	19,0	6,8	56 577,0
2000	25,6	53,8	20,6	7,2	58 858,2
2010	24,5	52,6	22,8	8,9	62 765,2
2011	24,5	52,2	23,3	9,0	63 070,3
2012	24,4	51,9	23,7	9,1	63 376,0
2013	24,4	51,6	24,1	9,1	63 697,9
2014	24,4	51,2	24,4	9,2	63 982,1
2015	24,4	50,8	24,8	9,3	64 277,2
2016	24,3	50,5	25,1	9,3	64 513,2

TABLE 1.1 – Évolution de la population en France, en pourcentage et par tranches d'âge, issus de données de l'INSEE 1.1

performances de l'IBC en terme de puissance notamment, mais aussi de fréquence, débit et portée, comparativement aux autres technologies de communication classiques.

En analysant ce tableau, on constate effectivement que la fréquence utilisée est plus faible pour l'IBC que pour les autres technologies. Cela permet d'obtenir de meilleures performances énergétiques.

Dans le tableau 1.2, deux lignes concernent les transferts IBC (respectivement Galvanique et Capacitif). Ces deux familles correspondent à deux méthodes de couplage différentes que l'on va détailler dans le paragraphe suivant.

1.2.2 IBC : deux méthodes de couplages classiques dans la littérature

L'IBC a dans un premier temps été pensé pour communiquer entre des électrodes posées en contact direct avec la peau. Dans la bibliographie présentant les différents transferts IBC réalisés depuis 1995, on constate que deux types de couplage distincts sont largement répandus [82].

Technique	Fréquence (GHz)	Débit(Mb/s)	Puissance(dBm)	Distance
Zigbee	2.4	0.25	-3 à +10	10m
Bluetooth	2.4	0.700 à 24	<20	10m
UWB	3 à 10	0.850 à 20	-41	10m
IBC Galvanique	0.0001 à 0.01	0.0009 à 2	-30 à -4	jusqu'à 40 cm
IBC Capacitive	0.01 à 0.1	0.02 à 10	-15 à +5	de 2 à 5 cm

TABLE 1.2 – Tableau : Comparaison des différents protocoles de communication suivant différentes caractéristiques (issu de [97])

Couplage Capacitif

La première famille de transferts concerne ce que l'on nomme les couplages capacitifs. On parle de couplage capacitif ici car **un couplage s'opère entre le corps humain et l'environnement qui l'entoure**. Pour réaliser ce transfert, deux électrodes d'émission sont nécessaires. Une seule des deux électrodes d'émission est en contact avec la peau. L'autre électrode est flottante (i.e. en l'air par exemple, mais en aucun cas en contact avec la peau). Un potentiel électrique est généré au niveau de l'électrode en contact avec la peau. Cela va engendrer l'apparition d'un champ électrique induit dans le corps (fig. 1.19).

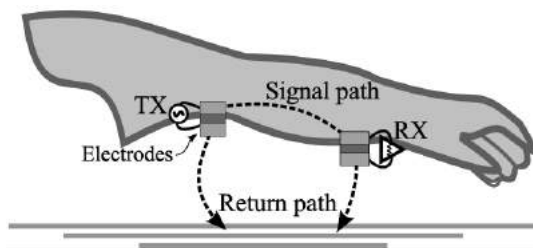


FIGURE 1.19 – Illustration d'un couplage capacitif

Dans le cadre des communications intra-corporelles, les transferts capacitifs ont été les premiers réalisés. Comme dit précédemment, c'est Zimmermann [98], dans le cadre de sa thèse, qui a réalisé les premiers transferts en 1995. Sa thèse portait sur le développement de moyens de communications sans fil au voisinage du corps humain (PAN : Personal Area Network). Pour illustrer son travail, il a notamment développé un scénario de transfert de carte de visite lorsque deux individus se serrent la main. Pour cela, un système d'émission-réception basé sur l'IBC capacitif a été créé. Les résultats présentés dans ses écrits ne sont pas quantitatifs. En revanche, ces travaux ont permis de montrer la faisabilité d'une telle démarche et présentent les fondements de l'IBC capacitif.

Couplage Galvanique

La deuxième grande famille que l'on retrouve dans la littérature englobe les couplages que l'on nomme galvaniques.

Le terme galvanique est emprunté au domaine de la chimie où il désigne un courant circulant entre deux métaux avec un déplacement d'ions métalliques. Cette méthode de transmission a été proposée pour la première fois en 2006 par Hachizuka [33]. Pour réaliser un transfert, deux électrodes sont également nécessaires pour émettre le signal. Ce qui diffère ici avec le couplage capacitif, c'est que les deux électrodes sont en contact direct avec la peau. Un signal électrique est

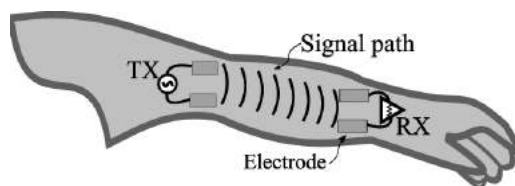


FIGURE 1.20 – Illustration d'un couplage galvanique

appliqué entre ces deux électrodes d'émission. Une propagation importante du signal se produit entre ces deux électrodes. Une petite partie du signal, largement atténuée, va circuler le long du corps et va être reçue par deux électrodes de réception positionnées à un autre endroit sur le corps humain. Il est à noter que ces deux électrodes de réception doivent elles aussi être en contact direct avec la peau de l'individu. Le faible courant capté produit un signal différentiel entre les électrodes. En général, la teneur en ions dans le corps est le support de l'information dans la méthode de couplage galvanique. C'est pour cela que l'analogie avec les ions métalliques peut être faite.

Ces deux méthodes de transfert IBC fondamentalement différentes, présentent chacune des avantages et des inconvénients. Le couplage galvanique nécessite globalement plus de puissance pour fonctionner que le couplage capacitif, à cause d'une plus grande atténuation du signal à travers le corps humain. En revanche, il est moins sensible aux perturbations extérieures. En effet, le signal va se propager simplement dans le milieu conducteur grâce à la génération du courant entre les deux électrodes d'émission. Ainsi, cette émission ne dépend d'aucun élément extérieur. La majorité des systèmes IBC développés utilisent le couplage capacitif car plus ancien, mais les recherches actuelles visent plutôt à développer l'IBC galvanique [29].

Antenne rayonnante

L'utilisation du corps humain, que l'on peut assimiler à une antenne rayonnante, a été présentée dans la section 1.1.3. Ce moyen de communication n'est que très peu mentionné dans la bibliographie lorsqu'il s'agit de parler d'Intra Body Communication. Les seules références trouvées sont décrites dans les travaux de Kibret [47] et de Cho [17]. Dans leurs travaux respectifs, cette propriété est d'ailleurs perçue comme une contrainte ou un inconvénient (interférences avec d'autres technologies radio-fréquence, faible sécurité des données transmises). Il n'y a donc aucune technique IBC à proprement parlé basée sur le rayonnement du corps humain. C'est pourtant cette propriété que nous allons utiliser dans la suite de ce manuscrit.

1.3 L'association IBC - NFC chez Orange

Les travaux de cette thèse font partie d'un projet initié précédemment par Orange. Nous allons brièvement décrire les travaux précédents dans cette section, ainsi que l'intérêt industriel de Orange dans cette recherche.

1.3.1 NFC

Pour communiquer à distance entre un terminal et une carte sans contact, les premiers travaux ont été initiés à Caen à France Télécom (devenu Orange) en 1986. La communication devait être de très courte portée. Ainsi, il n'est pas possible en fonction de l'émetteur et de la configuration du lieu d'utiliser la technologie NFC à plus d'une dizaine de centimètres. La distance de

communication est fonction de la puissance d'émission du lecteur, mais ne pourra dans tous les cas jamais être supérieure à une dizaine de centimètres. Pour l'augmenter, il faudrait modifier la puissance d'émission des lecteurs mais celle-ci reste limitée à 7.5 ampères par mètre par la norme ISO/IEC 14-443.

Objectif : transferts de données

L'objectif initial du NFC est de pouvoir transférer des données, sans fil, d'un dispositif alimenté vers un dispositif non alimenté. Sur une porteuse NFC (fréquence de 13.56MHz), il est possible d'y insérer une trame sur le principe de la modulation d'amplitude. Détaillons cette transmission de données numériques.

La modulation permet de transmettre des données d'un émetteur vers un récepteur, à travers un canal de transmission (l'air dans le cadre du NFC par exemple). Ce canal possède ses caractéristiques propres qui vont atténuer le signal. Avant d'être transmises, les données doivent donc subir une transformation pour limiter les distorsions induites par ce canal. La transformation inverse est effectuée au niveau du récepteur pour récupérer les données numériques transmises.

La première étape correspond au codage binaire à symboles. Ce codage binaire à symbole est l'étape qui va transformer des données numériques en un signal discret. Chaque élément C_K de ce signal est appelé un symbole. Considérons le cas le plus simple : la modulation d'amplitude à deux états. En notant $A \in \mathfrak{R}$ l'amplitude du signal, les deux valeurs possible de C_k sont :

$$C_K \in \{-A, A\} \quad (1.20)$$

Dans notre cas de figure, ces deux valeurs correspondent à 0 et 1.

Le canal de transmission étant un milieu continu il faut obtenir un signal continu pour pouvoir transmettre ces symboles C_K . Ces symboles vont être envoyés à la fréquence F_S , avec la relation :

$$F_S = \frac{1}{T_S} \quad (1.21)$$

Ici, T_S représente la durée du moment élémentaire. Il existe dans l'écosystème NFC trois débits de transfert différents pour cette trame : 106, 212 ou 424 kbits/s.

Une forme d'onde $h(t)$ est une fonction non nulle sur $[0, T_S]$ qui comme son nom l'indique donne la forme du signal continu. Classiquement, une fonction rectangle de durée T_S est utilisée. De nombreuses autres formes d'ondes existent en fonction du type de codage utilisé. On pourra citer le codage Manchester, le codage RZ ou encore le codage NRZ.

L'équation d'interpolation avant modulation s'écrit alors ainsi :

$$u_e(t) = \sum_{k=0}^{\infty} C_K h(t - kT_S) \quad (1.22)$$

Le signal généré a un spectre infini théoriquement. En pratique, il est impossible de transmettre tout ce spectre dans un canal réel. Le signal va alors être filtré à l'aide d'un filtre passe-bas qui servira à limiter la bande passante du signal émis. On note $g_e(t)$ la réponse impulsionnelle de ce filtre. Enfin, on appellera "filtre d'émission" l'ensemble forme d'onde - filtre passe bas qui a pour réponse impulsionnelle $(h * g_e)(t)$.

Ensuite, ces données doivent être transposées en fréquence dans le cas d'une émission radio pour utiliser une bande précise et ne pas perturber les communications des autres canaux. On définit la largeur de bande Δf et la fréquence centrale f_0 . Notons $a(t)$ le signal à moduler. Le signal modulé s'écrit alors dans le cadre de la modulation d'amplitude :

$$u(t) = a(t) \cos(2\pi f_0 t) \quad (1.23)$$

Si on utilise cette expression pour exprimer ce signal modulé à l'aide de la base de signaux élémentaires définie précédemment, l'expression 1.24 est obtenue.

$$u(t) = \Re \left(e^{2i\pi f_0 t} \sum_{k=0}^{\infty} c_k (h * g_e)(t - kT_S) \right) \quad (1.24)$$

Ces données peuvent alors être transmises dans le canal. Le canal va nécessairement détériorer la qualité de ce signal. Ce signal détérioré est alors capté par le dispositif de réception. Il doit être démodulé pour que les données puissent être lues (*i.e.*, subir une nouvelle transposition pour obtenir un signal en bande de base). Pour cela, il suffit de multiplier ce signal reçu par une sinusoïde à la fréquence f_0 connue, synchrone avec la porteuse initiale, puis filtrer passe bas pour récupérer le signal en bande de base². Pour en revenir à notre dispositif, la trame binaire observée après démodulation sur un oscilloscope et captée par le dispositif IBC est présentée à la figure 1.21.

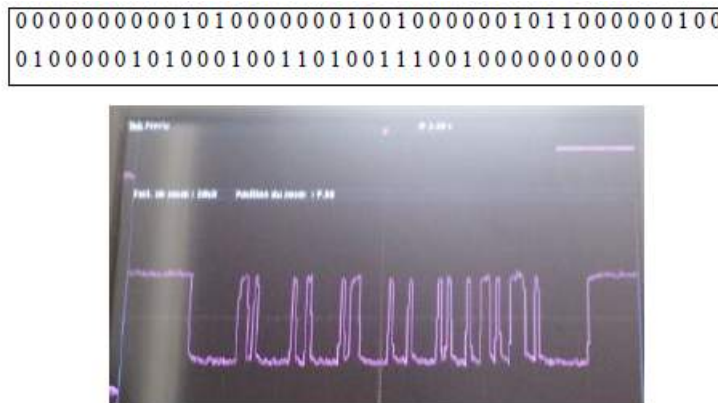


FIGURE 1.21 – Observation d'une trame NFC réelle captée dans l'air après démodulation

Le fait de pouvoir transmettre une trame aléatoire est très important afin de sécuriser le canal de communication dans le cadre d'un service. Il permet notamment ce que l'on appelle la mutuelle authentification entre le dispositif IBC et le terminal.

Les trames émises, compatibles avec la norme ISO 14-443 préalablement citée, dépendent des constructeurs d'émetteur. Les différentes trames sont décrites par le standard NFC Forum [65]. Par exemple, l'entreprise Sony utilise une trame qu'elle nomme Felica et Philips une trame qu'elle nomme Mifare. Pour notre utilisation, on utilisera un protocole de type 14442-B, qui utilise la modulation d'amplitude (taux de modulation d'environ 20 %).

Ce type de trame s'avère très utile afin de sécuriser le premier canal de transmission de l'information. Avec l'utilisation de calculs cryptographiques, on peut s'assurer que les entités en présence peuvent échanger de manière sécurisée.

Pour le travail de thèse, le contenu numérique de cette trame (le message) n'a que peu d'importance, dans le sens où on ne cherche pas à le décoder. En revanche, le fait de pouvoir transmettre une séquence imposée connue dans cette bande de fréquence pourrait en principe nous servir à l'identification du canal de transmission (sur ce sujet on reviendra plus en détails

2. Ou utiliser une autre forme de démodulation synchrone

dans le chapitre 4). Enfin, il ne faut pas oublier que, en plus de cette trame, le signal modulant qui va nous intéresser dans cette thèse va être le geste d'approche effectué par l'utilisateur lors de son approche du terminal NFC.

Émetteurs utilisés dans le cadre du protocole NFC

Dans le contexte du NFC, ces émetteurs NFC sont souvent appelés "lecteurs" car à l'origine, ils étaient utilisés en mode en mode "lecture de cartes". Ainsi, en disposant d'un tag passif, ces émetteurs ou lecteurs permettent de lire et d'écrire sur cette carte (ISO/IEC 14443 [39] jusqu'à une distance d'une dizaine de centimètres maximum. On trouvera dans la suite de ce document les deux appellations.

La contrainte d'utiliser l'écosystème NFC impacte nos travaux de plusieurs manières. La première, et certainement la plus importante, est que cela fixe la fréquence de porteuse à laquelle nous devons travailler : 13.56 MHz. Cette fréquence se situe dans la plage de fonctionnement de l'IBC présentée au chapitre précédent (transferts réalisés de 200kHz jusqu'à plusieurs dizaines de MHz dans le passé).

Cette contrainte implique aussi d'utiliser l'écosystème NFC, notamment au niveau des émetteurs. Ainsi, les signaux émis doivent provenir de lecteurs NFC standards. On entend ici par "lecteur NFC standard" des lecteurs qu'il est possible de trouver dans le commerce. Ces émetteurs sont régis par la norme ISO/IEC14443-4 :2016 [39]. Un exemple de deux émetteurs NFC est présenté dans la figure 1.22.



FIGURE 1.22 – Émetteurs NFC classiques utilisés dans cette thèse

Cette technologie est relativement récente en terme de services puisque la CNIL (Commission nationale Informatique et Liberté) n'a effectué ses premières recommandations sur ses usages qu'au cours de l'année 2012 lors de sa conférence Hackito Ergo Sum [34]

Comportement des ondes électromagnétiques émises par un émetteur NFC

Les antennes NFC sont classiquement des antennes boucles. On parle d'antenne boucle ou d'antenne cadre lorsqu'une antenne est constituée d'un certain nombre de spires circulaires (ou rectangulaires). Historiquement, le NFC a été inventé pour communiquer entre un dispositif actif, alimenté, et un dispositif passif ne disposant d'aucune source d'énergie. Pour que ce dernier puisse répondre, cette technologie s'appuie sur le principe du transformateur. Il faut donc que l'antenne soit en mesure d'induire un champ électromagnétique. C'est le cas lorsque un conducteur est parcouru par un courant variable dans le temps. Un exemple d'antenne classique NFC, avec 4 spires est présenté à la figure 1.23.

L'antenne émettrice du bloc alimenté est parcourue par un courant I_1 . Ce courant parcourant les spires va générer un champ magnétique H . De la même façon, ce champ magnétique va

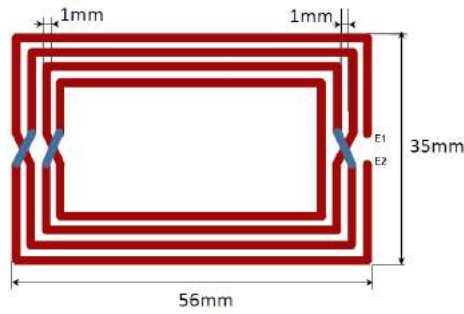


FIGURE 1.23 – Antenne NFC classique à 4 spires

induire un courant I_2 dans l'antenne de réception que l'on peut assimiler au secondaire dans un transformateur. Pour mieux comprendre ce phénomène, la notion de couplage magnétique qui s'opère entre deux spires de courant peut être développée.

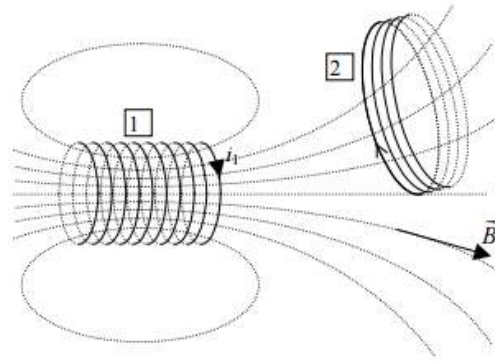


FIGURE 1.24 – Illustration du couplage entre deux spires

Le problème suivant est considéré :

- La bobine 1, parcourue par un courant I_1 , composée de n_1 spires, produit un flux ϕ_1 à travers les spires de cette première bobine. Ce flux atteint la bobine 2.
- La bobine 2 est composée de n_2 spires. Le flux généré par la première bobine va créer un courant induit I_2 dans les spires de la bobine 2. Ce courant induit va alors produire un flux ϕ_{12} à travers la bobine 2.

On note L_1 le coefficient d'auto-induction et M_1 le coefficient d'induction mutuelle.

La modélisation sous forme électrique est présentée à la figure 1.25.

Les équations résultant de ce modèle de transformateur, en intégrant la notation complexe, sont présentées (eq.1.25).

$$\begin{cases} (R_1 + jL_1\omega)I_1 + jM\omega I_2 & = V_1 \\ jM\omega I_1 + \left(R_2 + j\left(L_2\omega - \frac{1}{C_2\omega}\right)\right) I_2 & = 0 \end{cases}$$

Avec $\omega = 2\pi f$, f étant la fréquence de la source de tension V_1 . On peut en déduire le courant I_2 induit dans la spire du récepteur.

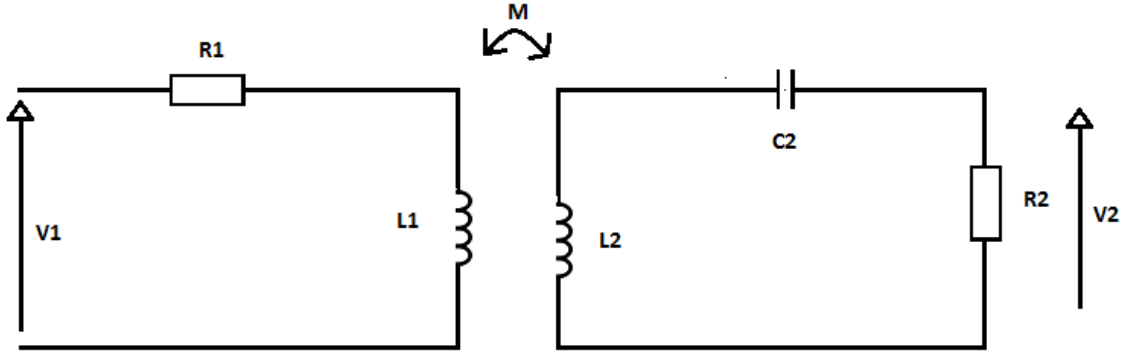


FIGURE 1.25 – Couplage entre l’antenne d’émission et l’antenne de réception

Le champ émis par ces lecteurs est donc principalement un champ magnétique \vec{B} . Une composante électrique \vec{E} est également présente. On peut d’ailleurs relier ces deux composantes magnétique et électriques grâce aux équations de Maxwell Ampère et Maxwell-Faraday [42].

$$\text{rot } \vec{E} = -\frac{1}{c} \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \quad (1.25)$$

$$\text{rot } \vec{B} = \frac{1}{c} \frac{\partial \vec{E}}{\partial t} + \frac{4\pi}{c} \vec{j} \quad (1.26)$$

Nous avons vu jusqu’ici que les ondes émises par un lecteur NFC sont plutôt de type magnétique, mais qu’une composante électrique est également présente. Cependant, le corps humain est plus apte à transmettre un champ électrique, et c’est cet aspect qui nous intéresse dans l’IBC. En effet, dans les publications traitant de l’IBC, seul le champ électrique est traité.

Un dernier mot sur la forme des antennes, qu’elles soient utilisées en émission ou en réception : il est préférable qu’elles soient symétriques. Ce choix est motivé par plusieurs papiers scientifiques, dont celui de Mobashsher [63]. L’intérêt d’une telle symétrie est d’obtenir des courants égaux dans les différents bras du dipôle, et par conséquent d’avoir des lobes de rayonnements symétriques. Cette notion de diagramme de rayonnement symétrique se comprend parfaitement dans notre application. En effet, cette antenne servira de récepteur à l’onde électromagnétique provenant majoritairement du re-rayonnement du corps de l’utilisateur. Le dispositif pouvant être placé différemment d’un utilisateur à un autre, et même différemment pour un même utilisateur, doit toujours être en mesure de capter un champ électromagnétique. Idéalement, il ne faut donc pas qu’un diagramme de rayonnement non symétrique modifie les champs captés en fonction de la position et de l’orientation du dispositif porté par l’utilisateur.

Bien que nous n’ayons aucun levier d’action sur le système d’émission, l’utilisation d’une antenne symétrique pour émettre l’onde électromagnétique serait également bénéfique. Cela permettrait d’obtenir un diagramme de rayonnement plus symétrique et donc d’éviter les problèmes de trous. En effet, si des gros trous sont observés dans le diagramme de rayonnement de l’antenne émettrice, cela peut poser problème si l’angle d’approche de la main se trouve dans cette fenêtre. Tout ceci reste évidemment très théorique. Une comparaison de deux antennes d’émission (l’une circulaire, l’autre rectangulaire) sera effectuée aux figures 2.19 et 2.20.

1.3.2 IBC et NFC

Travaux précédents chez Orange

L'idée d'utiliser le corps humain comme canal de communication a été présentée pour la première fois chez Orange en 2011. Le début des travaux est marqué par le dépôt d'un brevet [52] qui présente la création d'un dispositif permettant de communiquer via le corps humain. Ce brevet marque le lancement du projet IBC. Tel qu'imaginé, le corps humain devait simplement servir de canal conducteur d'une information. Ces transferts devaient s'effectuer à la fréquence du NFC car cette fréquence était déjà très utilisée par Orange à cette date. Pour montrer la faisabilité des transferts, il a fallu créer un premier prototype qui a permis de valider l'utilisation du corps humain comme canal de transfert d'information. Des prototypes montrant que ces transferts sont possibles ont été réalisés dès 2014. Cela a permis à l'entreprise Orange de prouver la faisabilité d'utiliser le corps humain comme canal de transmission d'une information.

Plus précisément, le fait de poser sa main sur un émetteur NFC modifie l'usage du NFC. En posant la main sur cet émetteur, le corps va capter une partie du rayonnement émis (en fonction de la position et la dimension de la main). Une partie de cette énergie va être ré-émise, le corps se transformant en antenne rayonnante : un "nuage" électromagnétique est présent autour de l'individu (voir fig. 1.26).



FIGURE 1.26 – Scénario envisagé lors d'un paiement via la technologie IBC

Il devient alors possible de communiquer, dans la bande NFC et avec une antenne émettrice classique, à des distances plus grandes que la dizaine de centimètres, notamment à travers le corps. L'idée est d'utiliser cette propriété de ré-émission pour atteindre le dispositif récepteur d'IBC. Pour réaliser un transfert, le dispositif peut se situer n'importe où, tant qu'il reste à proximité immédiate du corps humain. Il peut même se trouver dans un sac à main par exemple.

Dans notre étude, on ne s'intéresse qu'au sens de transmission de l'émetteur NFC vers le récepteur IBC. Évidemment, pour qu'une communication s'établisse, le dispositif doit être en mesure de répondre. Cette réponse doit s'effectuer sur un autre canal (Wifi, Bluetooth). Pourquoi ne pas utiliser le même canal corps humain sur le chemin retour ? Cette unilatéralité est la conséquence de la norme ISO 14-443. Le champ magnétique d'un émetteur NFC certifié doit être compris entre 2.5 A/m et 7.5A/m, pour des raisons sanitaires. Ce champs, lorsqu'il est émis par

l'émetteur puis transite par le corps humain, va être fortement atténué. Il est alors nécessaire de l'amplifier lors de sa réception par le dispositif IBC. Cette amplification est possible puisque nous avons nous même créé le dispositif de réception. Nous partons du principe que l'on utilise des émetteurs du commerce, sans système d'amplification particulier. Si le dispositif IBC créé répond, il devra donc émettre une onde avec un champ maximum de $7.5A/m$. Ce champs, s'il n'est pas amplifié lorsqu'il sera reçu par le dispositif NFC initial, sera top faible pour être utilisable. Il faudrait alors ré-émettre le signal (via le dispositif IBC) avec une puissance trop importante (supérieure à $7.5A/m$) pour qu'il soit capté par le terminal de paiement après transfert dans le corps humain. Nous choisissons donc de nous intéresser simplement au premier transfert sur le canal corps humain et d'utiliser la technologie que l'on développe comme moyen d'initialiser une communication d'une autre nature.

Paiement : technologie NFC actuelle et amélioration IBC

Pour payer grâce à la technologie NFC, il faut à l'heure actuelle sortir son smartphone et l'apposer au contact de l'émetteur NFC (fig. 1.27).



FIGURE 1.27 – Exemple actuel d'un paiement via NFC

La première application du projet IBC d'Orange, financeur de cette thèse, est d'étudier la possibilité de réaliser ce même paiement sans devoir sortir le smartphone de sa poche. On pourrait imaginer le même type de transfert dans un cadre plus général (contrôle d'accès, personnalisation de service, domotique).

On doit noter ici, même si cela dépasse le cadre de cette thèse, qu'un paiement nécessite un échange bidirectionnel. Ainsi, il est nécessaire de réaliser le retour sur un canal différent. Ce canal peut être indifféremment le Bluetooth, le WIFI ou tout autre technologie existante. Ces technologies étant répandues, cela ne pose aucun soucis.

Un autre avantage à utiliser deux canaux de communication distincts peut être mis en avant. Il s'agit du concept de l'identification mutuelle. Un brevet [54] a d'ailleurs été déposé à ce sujet. A noter que, sur cet aspect lié à la protection industrielle, de nombreux brevets ont été déposés. On pourra citer [53] qui est un des brevets fondateurs de cette technologie.

Dans le schéma de la figure 1.29, le bloc 2 représente le corps humain tandis le bloc 3 représente un émetteur NFC. Ce dernier émet une onde à 13.56 MHz . Cette onde porteuse est modulée par une séquence connue, transférable par le corps humain. Il est possible de transférer des trains binaires via le corps humain. Une fois la trame binaire décodée, un calcul (RSA, courbe elliptique ou autre [85]) est effectué au niveau du dispositif et est retransmis, sur le second canal, à l'émetteur. Il est représenté par une liaison Bluetooth sur le schéma. Le fait de communiquer sur un deuxième canal permet de définir la notion d'authentification mutuelle [37].

En bref, le scénario de paiement serait le suivant : en posant sa main sur l'émetteur, on crée le canal IBC que l'on peut voir sur le schéma. Le corps humain interagit avec le dispositif IBC

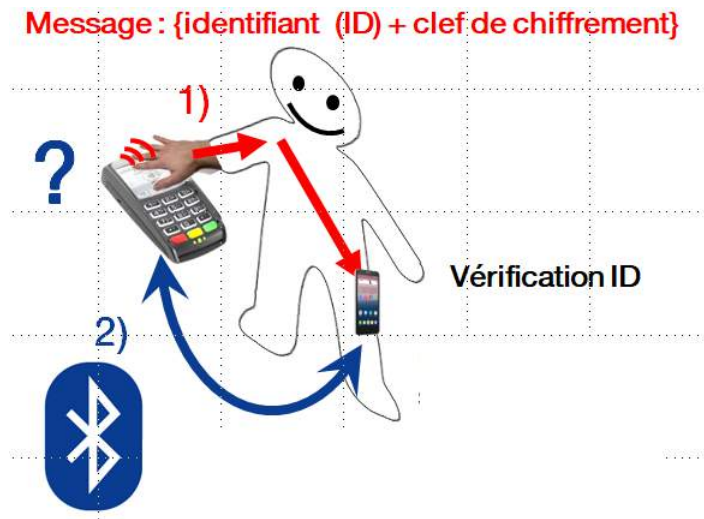


FIGURE 1.28 – Scénario souhaité de paiement

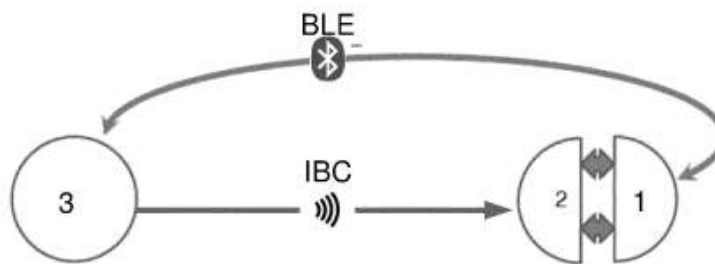


FIGURE 1.29 – Procédé d'authentification mutuelle

placé à proximité. Le dispositif décode la trame IBC envoyée par le lecteur et détecte quel service va être utilisé (paiement, contrôle d'accès, autre service...).

Biométrie IBC

La suite qu'Orange s'est proposée d'étudier, et qui constitue aussi l'objectif de cette thèse, est plus ambitieuse. Plus précisément, l'objectif est de questionner la possibilité d'utiliser cette technologie à des fins biométriques : peut-on sécuriser le transfert (le paiement) en identifiant en plus la personne qui pose la main sur le terminal NFC ? Avant de présenter plus en détail cet objectif, on introduira dans la section suivante quelques notions de biométrie.

1.4 Biométrie

Il convient de définir les notions importantes qui vont être utilisées dans ce manuscrit. Lorsque on parle de biométrie, il existe deux modes de fonctionnement différents : **l'identification** ou **l'authentification**. Peu souvent dissociés dans le langage courant, leurs objectifs (ainsi que leur fonctionnement) sont pourtant différents.

L'ANSSI [3] (Agence Nationale de la Sécurité des Systèmes d'information) résume ces deux mécanismes de la façon suivante :

*"L'authentification a pour but de **vérifier** l'identité dont une entité se réclame. Généralement l'authentification est précédée d'une identification qui permet à cette entité de se faire reconnaître du système par un élément dont on l'a doté. En résumé, s'identifier c'est communiquer son identité, s'authentifier c'est apporter la preuve de son identité."*

L'authentification, qui correspond à la preuve d'une identité, peut être plus ou moins fiable. Lorsqu'elle repose sur un unique élément ou facteur, on parle d'authentification simple. Lorsque celle-ci repose sur au moins deux facteurs, on parlera d'authentification forte. Ces facteurs peuvent être de différentes natures.

1.4.1 Reconnaissance d'un individu : Authentification et/ou identification

La reconnaissance (identification ou authentification) d'un individu peut se faire en fonction de différents facteurs. Ces facteurs sont classiquement classés [12] en 2 catégories dans le cadre de l'authentification :

- ce que possède l'utilisateur
- ce que sait l'utilisateur

Dans le cadre de l'identification, on peut ajouter le facteur suivant :

- ce qu'est l'utilisateur

Dans le cadre de l'identification de l'individu, l'objectif est d'estimer un paramètre biométrique si possible invariant qui définit ce qu'est l'utilisateur. Deux grandes familles peuvent alors être dissociées : les biométries comportementales et les biométries plus classiques basées sur des paramètres physiologiques invariants.

Les biométries comportementales sont généralement moins contraignantes que les biométries basées sur des caractéristiques physiologiques car elles se basent sur des actions effectuées couramment par l'utilisateur. En revanche, elles sont moins fiables que les technologies plus classiques se basant sur des paramètres intrinsèques invariants d'un individu (reconnaissance d'empreintes digitales ou d'iris). En effet, l'aspect comportemental est notamment fonction de l'humeur de la personne ou de sa concentration. Des variations entre les différents gestes d'un même individu vont être observées. On parlera alors d'intra-variabilité.

1.4.2 Critères d'évaluation des biométries

La reconnaissance d'un individu dans le cadre d'une application biométrique se base généralement sur des outils de traitement de signaux (images, données) de type classifieur. Dès lors, l'évaluation d'un système biométrique se fait à l'aide des métriques qui vont permettre de dire si le classifieur est adapté ou non au problème que l'on essaie de résoudre et au contexte.

Dans la littérature, Bonneau [13] décrit les exigences d'un système de classification en biométrie. On peut dégager les critères suivants pour juger les systèmes biométriques :

- Acceptabilité (Accept)
- Universalité (Univ)
- Unicité (Unic)
- Performance quantitative (Perf)

L'acceptabilité d'une biométrie correspond au fait que les gens soient prêts à l'utiliser sans appréhension. Une bonne acceptabilité est nécessaire pour qu'une biométrie se répande à grande échelle.

L'universalité correspond au fait que la biométrie puisse être utilisée sur n'importe quel individu, sans restriction (tout le monde possède la caractéristique étudiée).

L'unicité de la biométrie est à mettre en lien avec l'universalité de celle-ci. Tout le monde doit posséder la caractéristique étudiée, mais celle-ci est-elle propre à un individu ? Existe-t-il deux individus dans le monde possédant la même caractéristique ?

Enfin, cela est ensuite jugé par un critère de performance qui va permettre d'obtenir une information quantitative sur la fiabilité de cette biométrie.

Par exemple, différentes modalités de biométrie peuvent être évaluées selon ces différents critères, comme cela est illustré dans le tableau 1.3.

Biométrie	Accept	Univ	Unic	Perf
Empreinte digitale	Bonne	Oui	Oui	****
ADN	Mauvaise	Oui	Oui	*****
Voix	Bonne	Oui	Oui	***
Reconnaissance de visage	Bonne	Oui	Non	***
Iris	Mauvaise	Oui	Oui	****

TABLE 1.3 – Critères d'évaluation des systèmes biométriques selon [13]

Une autre manière d'apprécier ces systèmes est de définir d'autres critères, qui combinent une partie des critères précédents (tab. 1.3) pour en sortir trois autres, plus centrés sur l'utilisateur :

- le respect de la vie privée
- l'usabilité
- la sécurité

On pourrait ajouter certains paramètres comme le coût ou encore l'hygiène. Il est utile de préciser ici que ces notions sont souvent antagonistes : un des axes précédents ne peut être amélioré sans en détériorer un autre.

Concernant l'aspect "vie privée" (proche de l'acceptabilité), c'est l'utilisation des données à caractère personnelles qui est entendue. Des méthodes de cryptographie sont à mettre en place pour chiffrer les données quand elles sont collectées, stockées, traitées, ...

L'usabilité (elle aussi liée à l'acceptabilité) correspond à la réponse à la question suivante : le système est-il suffisamment bon pour répondre aux besoins de l'utilisateur ? Le terme bon est à comprendre en termes d'acceptabilité et de praticité notamment.

Enfin, la sécurité ou fiabilité correspond à la robustesse du système de reconnaissance ou à la classification des individus (surtout liée aux performances du tableau précédent, mais aussi à l'unicité et à l'universalité). C'est sur cette partie liée à la sécurité et la fiabilité que la majeure partie du travail va se concentrer. La sous-section suivante aborde brièvement les deux grandes étapes de toute méthode de classification, à savoir l'extraction de caractéristiques et la classification proprement dite.

1.4.3 Extraction de caractéristiques et classification

Qu'il s'agisse d'une biométrie "classique" ou "comportementale", des étapes de traitement des données/signaux/images reçus sont toujours nécessaires. En particulier, il est très rare d'utiliser

l'information brute afin d'essayer d'identifier ou d'authentifier un individu. En effet, dans un signal ou une image en relation avec l'individu à identifier, tout n'est pas caractéristique et certaines informations peuvent être redondantes. Le signal peut alors être traité afin d'extraire les informations dites utiles. Le processus permettant d'extraire l'information utile d'un signal se nomme l'extraction de caractéristiques.

L'extraction de caractéristiques discriminantes est une étape fondamentale et complexe du processus de classification, préalable à la reconnaissance et donc à l'identification. Déjà, en 1963, on pouvait lire dans [81] que les systèmes de classifications sont plus performants lorsque les paramètres extraits sont choisis par un expert. En effet, l'expertise permet en général de simplifier la résolution du problème pour déterminer si une caractéristique va pouvoir être utilisée.

En 1969, on pouvait lire dans les travaux de M. Levine [51] les affirmations suivantes :

- il n'existe pas de solution automatisée permettant d'extraire convenablement les caractéristiques quel que soit le problème donné
- le choix des caractéristiques discriminantes se fait le plus fréquemment grâce à l'expérience du chercheur

Dans ces approches classiques, une fois que toutes ces caractéristiques sont extraites, elles peuvent être utilisées directement dans un classifieur, ou alors on peut utiliser des méthodes de réduction des données (comme par exemple des algorithmes de type analyse en composantes principales) qui vont déterminer lesquelles de ces caractéristiques (ou combinaisons de caractéristiques) sont les plus pertinentes. Souvent, ces méthodes s'appuient sur l'estimation de différentes grandeurs statistiques (variances, corrélations, entropies, ...).

Il faut néanmoins noter que depuis l'émergence de nouveaux algorithmes d'intelligence artificielle comme le "deep learning", et de nouveaux calculateurs beaucoup plus puissants, l'approche précédente a changé et la classification se fait après avoir extrait le plus de caractéristiques possibles. Cela peut sembler contre-productif mais des multinationales comme Google ou Amazon ont développé leurs propres algorithmes leur permettant un apprentissage automatique des données utiles [1]. La quantité de données devient alors une vraie valeur ajoutée puisque ces algorithmes sont capables de traiter des quantités importantes de données, ce que l'humain n'était pas capable de faire. Nous nous trouvons dans ce cas dans le domaine du "deep learning", une approche très développée à l'heure actuelle où les calculateurs utilisés sont très puissants et où l'expertise humaine n'est plus nécessaire.

Performances d'un classifieur

Les paramètres discriminants dépendent de la biométrie utilisée et déterminent ses performances. A ce stade, il est nécessaire de définir des méthodes et des notions permettant de quantifier les performances d'un système biométrique (en termes de capacité à discriminer).

Pour évaluer un classifieur en identification, on dispose normalement d'un jeu de données. Ces données vont être partitionnées en 3 sous-groupes aléatoirement. Par exemple, 70 % des données pourraient être utilisées pour créer une base d'apprentissage. Ces données vont servir à entraîner le classifieur. Ensuite, un deuxième sous-groupe contenant environ 15 % des données va permettre de créer un jeu de validation. Il va permettre de confirmer que l'apprentissage se déroule bien. Ce jeu de validation permet de définir le critère d'arrêt dans la phase d'apprentissage. En effet, le dispositif va s'entraîner sur sa base d'apprentissage et va constater qu'il est de plus en plus fiable (meilleur taux de classification). En parallèle, il se teste sur ce jeu de validation. Une amélioration des performances dans le jeu de test doit conduire à une amélioration dans le jeu

de validation également. Si on ne constate plus d'amélioration dans la validation, alors on juge que l'apprentissage est terminé. Cela permet de lutter contre un phénomène que l'on nomme sur-apprentissage.

A titre d'exemple, la figure 1.30 présente les 3 phases que l'on peut distinguer.

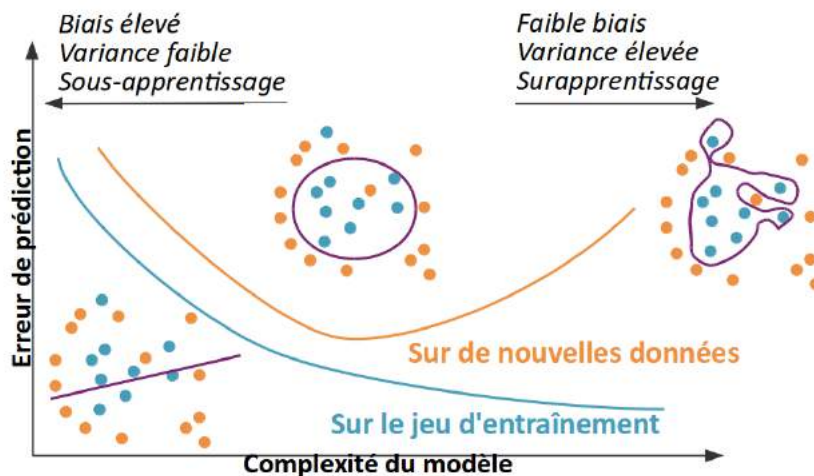


FIGURE 1.30 – Représentation schématique du problème de sur-apprentissage

Enfin, le dernier sous-groupe permet de juger de la bonne classification. En effet, l'algorithme est testé sur des données que le classifieur n'a jamais observé. Alors que les deux jeux de tests (apprentissage+validation) étaient utilisés simultanément dans la première phase, le jeu de test est autonome. Le classifieur va être utilisé sur des données qu'il n'a jamais vu et cela va permettre d'obtenir des statistiques quant à sa performance. Par ailleurs, souvent les données sont permutées entre ces trois ensembles et les résultats sont moyennés afin d'accroître la fiabilité des mesures de performance.

Dans le cadre de l'identification d'un individu, il existe un outil qui permet de comprendre très rapidement les performances du système : la matrice de confusion.

On observe sur le graphique 1.31 ces 3 matrices (Training, Validation et Test), et une matrice synthèse qui est la somme des 3 matrices précédentes. Les colonnes de cette matrice représentent les identités des personnes que l'on veut classer. Les lignes vont représenter le groupe dans laquelle la personne est classée. Idéalement, l'entrée que l'on appellera I doit être associée avec la sortie I , et ainsi de suite. Le taux de couple entrée/sortie bien classé par rapport au nombre total de couple est appelé "accuracy". Ainsi, une "accuracy" de 100 % signifie que l'intégralité des entrées ont été associées à la bonne sortie. Une bonne classification se traduit par une matrice diagonale.

D'autres métriques quantifiables existent, dont on cite ici deux des plus importantes :

- Le premier critère est le taux de faux positif (FAR, pour False Accepted Rate en anglais). Un faux positif est le résultat d'une prise de décision dans un choix à deux possibilités (positif et négatif), déclaré positif, là où il est en réalité négatif
- Le second critère est le taux de faux négatif (FRR, pour false Rejection Rate). Un faux négatif est le résultat d'une prise de décision dans un choix à deux possibilités (positif et négatif), déclaré négatif, là où il est en réalité positif.

Tout système biométrique peut être évalué en fonction de ces deux critères (FAR et FRR). Ses performances sont ainsi caractérisées par des mesures statistiques. Mais ces 2 taux fonctionnent

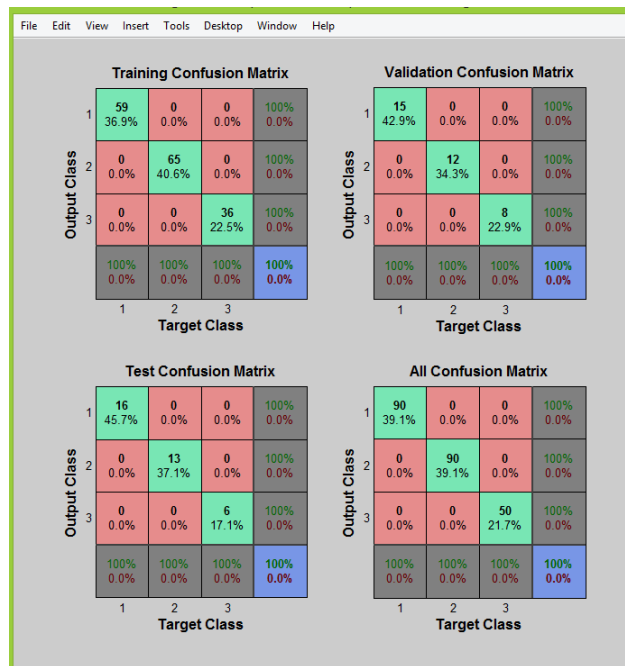


FIGURE 1.31 – Exemple d'une matrice de confusion

de manière duale ; soit le système est sévère et le taux de faux acceptés (FAR) est très faible (avec l'occurrence de vrais refusés) ; soit le système est plus tolérant mais le taux de faux accepté augmente (voir fig. 1.32).

Classiquement, un seuil est défini afin d'obtenir un compromis entre les faux positifs et les faux négatifs. Ce seuil est fixé par l'expérimentateur, en fonction de l'aspect critique que l'on souhaite apporter au système. Si le système à protéger par une biométrie est sensible, alors on privilégiera un taux de faux positif très faible. La contrepartie de ce choix sera d'augmenter le nombre de faux négatifs et donc de demander à l'utilisateur de répéter son test jusqu'à ce qu'il fonctionne. Au contraire, si le système est moins critique, on peut alors tolérer certains faux positifs. Une valeur particulière, appelée EER pour "Equal Error Rate", est définie lorsque le FAR est égale au FRR.

1.5 Objectifs et problématique

Revenons aux objectifs de cette thèse. L'objectif de cette thèse est d'évaluer la possibilité d'utiliser l'association NFC - IBC à des fins biométriques. En effet entre un émetteur et un récepteur NFC de smartphone, il peut y avoir un utilisateur, le propriétaire du smartphone. Cet utilisateur de par sa proximité avec son smartphone, peut devenir un processus récepteur NFC mais également un canal de transmission et un émetteur NFC. La question posée dans cette thèse est de définir si ce processus marque de sa signature l'information transmise. Ainsi, si la biométrie est faisable, le transfert/paiement ne pourra être réalisé que si c'est le porteur identifié du dispositif qui approche la main du terminal NFC de paiement. **L'intégration de la biométrie correspond aux travaux menés dans cette thèse.** A notre connaissance, cette idée d'intégrer des notions de biométrie dans l'IBC n'avait jamais été évoquée dans d'autres travaux de recherche.

En effet, comme le transfert se fait à travers le corps humain utilisé comme antenne rayon-

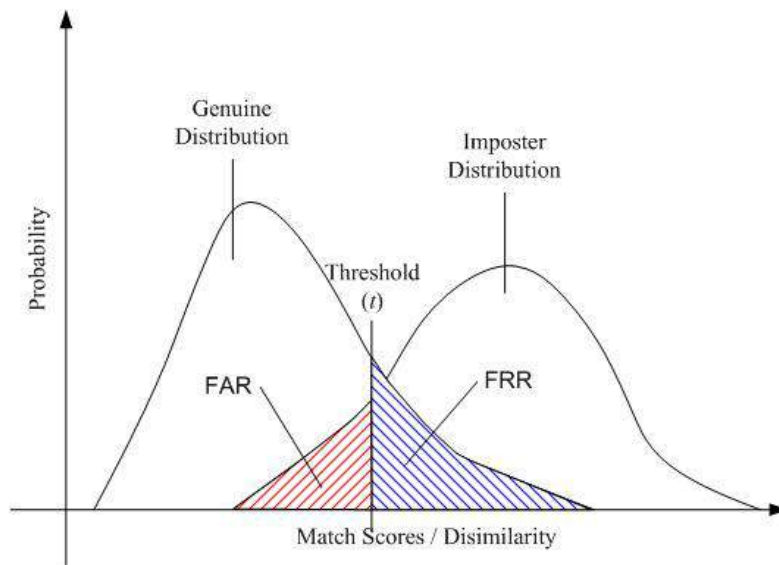


FIGURE 1.32 – Influence du seuil dans le cadre de l'authentification biométrique (figure issue de [24])

nante, il semblerait possible d'utiliser les propriétés diélectriques du corps, si elles sont différentes d'un individu à un autre, pour sécuriser les transactions (biométrie "classique"). De plus, conformément au scénario envisagé, le porteur du dispositif IBC doit approcher le terminal NFC afin d'établir ce canal de communication. Cette phase d'approche, appelée dans la suite "Geste Volontaire" (GV), correspond à un mouvement volontaire de l'utilisateur vers un émetteur montrant le souhait d'initialiser une communication. Ce mouvement peut être également individu dépendant, et donc lui aussi pourrait être utilisé à des fins biométriques (biométrie "comportementale").

Pour aborder ces problématiques il faut répondre à de nombreuses questions : est-il possible d'identifier ou d'authentifier une personne grâce aux propriétés electro-physiologiques de son corps ? Peut-on identifier ou authentifier une personne à travers une signature électromagnétique dynamique, due à son geste volontaire ? Si oui, sera-t-on capable d'identifier une personne parmi 5, parmi 100 ou parmi 7 milliards ? L'objectif de cette thèse est donc de contribuer à la création d'un dispositif et d'une méthode de traitement pour répondre à ces questions. Pour se recentrer sur la technologie qu'Orange souhaite mettre en place, voici le scénario tel qu'imaginé actuellement, incluant les aspects biométriques :

- un utilisateur souhaite effectuer une transaction. Il sait qu'il dispose de son mobile à proximité immédiate, sans forcément savoir s'il est placé dans sa poche ou dans son sac.
- il va alors approcher sa main de l'émetteur NFC, puis la poser sur celui-ci.
- un jeton d'authentification, transmis en permanence par le lecteur NFC, va transiter le long du corps humain et atteindre le dispositif récepteur.
- une authentification de l'utilisateur est effectuée. Cette identification puis authentification physio-dynamique permet de vérifier que la personne qui a souhaité effectuer un paiement est la personne autorisée à le faire.
- si l'authentification est correcte, un calcul cryptographique est effectué dans le mobile.
- le résultat de ce calcul est envoyé en Bluetooth au terminal.

- si le résultat du calcul est correct au niveau de terminal alors le protocole de paiement peut être lancé. Il faut que ces deux conditions soient réunies pour que le paiement ait lieu.

L'objectif de cette thèse est d'évaluer la faisabilité et les performances de la reconnaissance d'un individu dont la main en mouvement et le corps associé sont vus comme un relais de transmission d'un signal (et potentiellement de données numériques) dans une bande fréquentielle imposée (NFC). L'hypothèse de base est que le corps et ses mouvements modulent et/ou modifient le signal de manière spécifique et qu'il est donc possible d'extraire une signature qui pourrait être utilisée pour la reconnaissance biométrique, par exemple, dans le but de sécuriser des transactions bancaires. Les trois axes de recherche, rappelés en introduction du manuscrit, vont correspondre à des chapitres successifs de ce manuscrit. On peut décrire l'organisation du manuscrit de la manière suivante :

- La première partie concerne la modélisation de l'ensemble des processus mis en œuvre. L'interaction avec le corps humain doit être modélisée afin de définir les caractéristiques (au sens propriétés techniques) nécessaires à la conception du prototype de réception NFC.
- La seconde partie s'attachera à étudier le corps en mouvement comme un constituant dynamique de la chaîne de transmission. On se placera dans le contexte strict des contraintes imposées par Orange pour fournir des premiers résultats quantitatifs. Des métriques classiquement utilisées en identification et en authentification permettront de juger de la performance du dispositif créé ainsi que des méthodes utilisées pour atteindre l'objectif fixé par Orange : est-il possible d'utiliser cette technologie dans un futur proche, de manière fiable ?
- La troisième partie sera plus prospective. Dans cette partie, le corps sera vu comme un constituant statique de la chaîne de transmission. Outre des premiers résultats d'identification physiologique dans le cadre Orange-NFC, on s'éloignera des contraintes imposées initialement pour explorer la possibilité d'obtenir une meilleure classification. Le fait de s'éloigner du cadre fixé par Orange doit permettre d'obtenir de meilleurs résultats, même s'ils ne pourront être mis en place rapidement. L'objectif ici reste de fournir un état des lieux complet à l'entreprise, et lui donner des pistes si cela permet effectivement d'obtenir des résultats sensiblement meilleurs.

2

Modélisation et création de la chaîne d'acquisition de l'IBC d'Orange

La problématique de cette thèse, présentée au chapitre précédent, va être formalisée dans ce chapitre. L'objectif de cette modélisation est de comprendre la nature des différents sous-systèmes influençant chacun à leur manière les signaux reçus. Cette compréhension doit amener à la création d'un dispositif optimal, au sens de la transmission des signaux, permettant de répondre au défi de l'IBC biométrique. Comme toute modélisation, elle sera valable seulement dans le cadre strict des hypothèses et des contraintes formulées. Ce cadre, imposé par l'entreprise Orange, oriente nécessairement les recherches et va également être présenté en détail dans ce chapitre.

Classiquement, la chaîne de transfert d'information est constituée d'un système d'émission, d'un canal de transmission et enfin d'un récepteur.

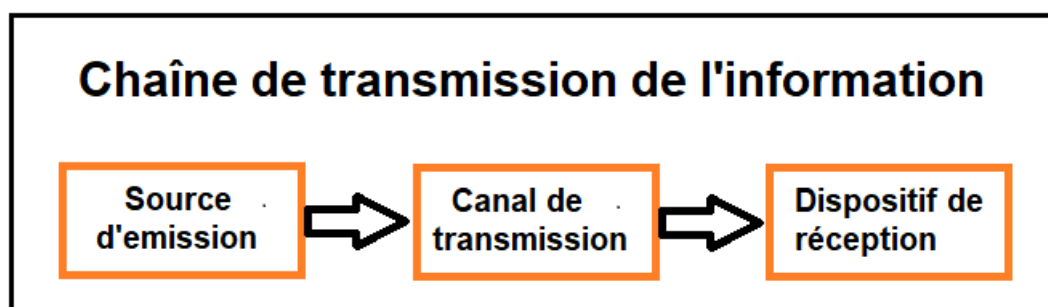


FIGURE 2.1 – Modélisation de la chaîne de transmission étudiée

L'émission des signaux est assurée par un terminal NFC. Ce terminal est imposé par l'entreprise Orange et sera utilisé tout au long de ce chapitre. Une description plus détaillée des émetteurs utilisés sera proposée dans la section 2.1. De l'autre côté de la chaîne se trouve le système de réception. La réussite de cette thèse repose sur la création de ce récepteur puisque c'est le seul levier dont on dispose pour effectuer une biométrie IBC. En effet, le dispositif d'émission

est imposé. Le canal de transmission (le corps humain mais également l'air) ne vont pas être modifiés. En revanche, le dispositif de réception à créer doit répondre à la fois aux spécificités de l'émetteur (bande NFC) et surtout à la problématique du canal de transmission. Les résultats obtenus dépendront en grande partie de la qualité du dispositif de réception. Cela nécessite en revanche une grande compréhension des phénomènes mis en jeu lors du transfert dans le canal corps humain. L'étude du canal de transmission est donc également importante.

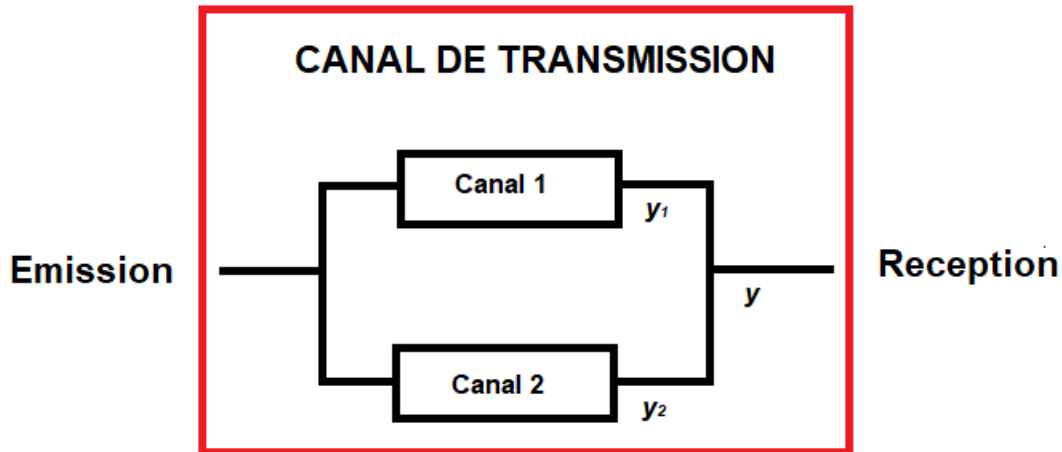


FIGURE 2.2 – Distinction des deux canaux de transmission

L'intégralité du signal capté par le dispositif IBC ne provient pas uniquement du corps humain. En effet, une partie des signaux va également parcourir un chemin plus ou moins direct entre l'émetteur et le récepteur, en passant par le milieu environnant. Ce canal "Air" est modélisé par la branche "Canal 1" sur la figure 2.2. Cela sera mis en évidence dans la suite de ce document, puisque des signaux sont mesurés lorsque un individu se trouve à proximité d'un émetteur, même lorsque aucun contact physique n'est établi.

Le deuxième canal, représenté par la branche "Canal 2" sur la figure 2.2, est le canal représentant la partie du signal capté en provenance directe du corps humain. C'est ce canal qui va être intéressant dans notre étude, puisque c'est par ce biais que l'on va chercher à discriminer les individus entre eux. Idéalement, on souhaiterait que la majorité du signal capté par le dispositif provienne du canal 2. Pour cela, il faut alors créer un dispositif apte à recevoir, les signaux transitant ou ré-émis par le corps humain. Cela explique pourquoi il est important de comprendre et de modéliser le canal de transmission afin de créer le dispositif le mieux adapté à notre problématique.

Enfin, il est important de rappeler ici que l'objectif de cette thèse est d'évaluer la faisabilité d'une biométrie basée sur la technologie IBC. Par conséquent, le récepteur doit être capable non seulement de recevoir correctement et de décoder les éventuels messages transmis par l'émetteur, mais aussi et surtout de distinguer différents canaux de transmission, *i.e.* si possible entre différentes personnes et différentes configurations spatiales et en particulier différents gestes volontaires.

Ce chapitre va être organisé en 3 parties. L'émission des signaux est assurée par des antennes NFC tout à fait classiques (au sens industriel). Nous allons décrire ce qu'implique ce choix, en termes de propagation des signaux notamment. Ensuite, nous présenterons ces canaux de transmission C_1 et C_2 . Nous chercherons à modéliser la transmission et estimer les paramètres du ou des modèles. Le dispositif de réception doit être capable de capter les signaux après avoir

traversé le canal de transmission du corps humain. La caractérisation du canal "corps humain" n'est possible que si à la réception, le dispositif composé de l'antenne et d'un analyseur de signaux est suffisamment sensible pour estimer des différences de réponses des canaux de transmission dit 'humains'. Ces différences doivent également être propres à chaque utilisateur pour que cette technologie soit biométrique.

2.1 Présentation de l'émetteur

La description du comportement des ondes électromagnétiques dans l'air, dans un contexte général quelle que soit le type d'antenne ou la fréquence utilisée, a été partiellement effectuée dans le premier chapitre (section 1.3.1). L'objectif de cette partie est de se focaliser sur le cas particulier des émetteurs NFC. En effet, notre contrainte est de créer une technologie en se basant principalement sur l'existant, notamment d'un point de vue hardware. En effet, les changements matériels impliquent des coûts pour les commerçants qui peuvent freiner le déploiement de nouvelles technologies à grande échelle. Pour favoriser l'émergence de la technologie NFC, l'entreprise Orange a imposé d'utiliser, autant que possible, l'écosystème NFC déjà en place depuis plusieurs années. Cela se traduit par l'utilisation des terminaux NFC déjà présents dans le commerce.

Décrivons plus en détail le fonctionnement des émetteurs NFC (13.56MHz). Comme évoqué dans la section 1.3.1, la transmission de données en NFC s'effectue sur le principe de la modulation d'amplitude. Les dispositifs NFC que ce soit en émission ou en réception, sont constitués d'antennes boucles. Généralement, dans un souci d'optimisation de l'espace, l'antenne entoure le circuit électronique. Cela permet d'avoir une longueur de boucle plus importante. Le nombre de boucles dépend quant à lui du gain que l'on souhaite recueillir. En effet, le fonctionnement d'un transfert NFC est similaire au fonctionnement d'un transformateur électrique. Ainsi plus le nombre de boucles est important et plus le flux électromagnétique sera important à courant i constant.

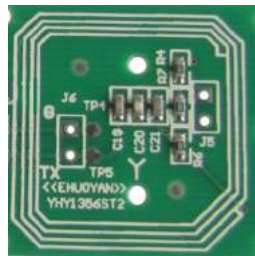


FIGURE 2.3 – Exemple d'un émetteur classique NFC et de son électronique associée

Dans la pratique, bien que cela dépende de l'environnement dans lequel est placé un émetteur, le champ émis par un dispositif peut être capté jusqu'à une dizaine de centimètres. La norme ISO-IEC 14 443 [65] régit la communication des cartes sans contact. Cette norme est décrite en 4 parties, chacune décrivant différentes couches protocolaires. La première partie décrit les caractéristiques physiques des cartes sans-contact. La norme se place ici sur des considérations matérielles à respecter pour s'assurer que les transferts puissent s'effectuer sans problème. Les différentes tailles et formes d'antennes susceptibles de fonctionner dans le cadre de transferts sans contacts sont décrits. La deuxième partie s'intéresse à l'interface radio-fréquence. Cette partie spécifie les fréquences auxquelles les émetteurs et récepteurs doivent fonctionner. Comme nous l'avons vu, dans le cadre du NFC, la fréquence utilisée est 13.56 MHz. Il existe également différentes variantes (taux de modulation et encodage binaire différents) décrites dans cette

partie. La troisième partie traite de l'initialisation d'une communication sans contact et des protocoles d'anti-collision mis en place. Enfin la dernière partie est purement protocolaire et traite de la phase d'échanges de données. Cela a été décrit dans la section 1.3.1.

Ces émetteurs sont conçus pour transmettre des données spécifiques propres aux services qu'ils rendent. Pour des paiements NFC, le montant et un identifiant du paiement sont par exemple transmis dans la trame. Ces données sont directement décrites dans la quatrième couche de la norme ISO IEC 14443 et ne peuvent être modifiées par nos soins. En effet, les émetteurs NFC tels que les terminaux de paiement sont protégés et cessent d'émettre dès que l'on ouvre. Il n'est donc pas possible, à notre niveau, de choisir le contenu des trames transmises.

Notons donc que, même si pour effectuer une identification du canal de transmission (au sens identification d'un système), il peut être intéressant d'envoyer une séquence aléatoire (bruit blanc) ou encore des signaux standardisés (impulsion, échelon, sinusoïdes), il ne sera pas possible de mettre en place ce type d'identification avec des émetteurs du commerce car on ne peut pas accéder aux couches basses permettant de modifier l'onde envoyée.

2.2 Modélisation du canal de transmission dans sa globalité

Cette section se focalise sur le canal de transmission. Comme présenté à la figure 2.2, ce canal peut se décomposer en deux parties distinctes : une partie "corps humain" et une partie "air". Le signal mesuré par le dispositif IBC englobe ces deux composantes.

2.2.1 Le canal C_1 (air) et ses interférences avec le canal C_2 (corps humain)

Le canal intéressant pour répondre à notre objectif d'identification (ou d'authentification) d'un individu est le corps humain. Cependant, une partie du signal capté par le dispositif IBC provient du canal air. Ce canal air est indépendant de l'individu, et va varier en fonction de la distance et de l'angle entre l'antenne d'émission et le dispositif IBC porté par l'individu. La configuration de l'environnement est également un paramètre modifiant le signal. Ce canal sera modélisé et considéré comme une perturbation.

Par exemple, lorsqu'un individu pose sa main sur un émetteur NFC et que le dispositif récepteur se situe classiquement dans sa poche, on peut estimer la distance D entre le dispositif IBC et l'émetteur comme comprise entre 20 et 60 cm ; Cette distance est fonction de la taille de l'individu (et de ses bras) et de sa manière de se positionner.

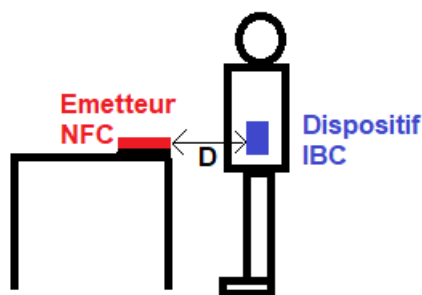


FIGURE 2.4 – Illustration de la distance émetteur-dispositif IBC lors d'un geste volontaire

On estime donc la distance émetteur-dispositif d'au moins 20 cm. Au fur et mesure que l'on s'éloigne de la source (augmentation de D), l'amplitude de l'onde électromagnétique IBC captée

par le dispositif décroît. Ce que l'on appelle ici "onde électromagnétique" est la combinaison du champ électrique \vec{E} et du champ magnétique \vec{B} .

Cette diminution est le fruit de la dispersion spatiale (cf figure 2.5). On peut définir "l'atté-

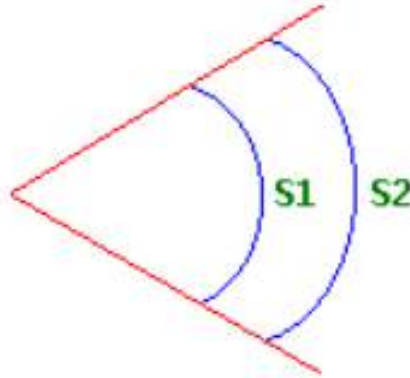


FIGURE 2.5 – Illustration du phénomène de dispersion spatiale selon un angle solide donné

nuation de parcours en espace libre", P_{loss} en dB en fonction de la distance D et de la longueur d'onde λ .

$$P_{loss} = 10 \log \left(\frac{4\pi d}{\lambda} \right)^2 \quad (2.1)$$

Même si cette équation n'est pas exacte dans certains cas particuliers, la décroissance reste néanmoins toujours très rapide (en fonction du carré de la distance) dans le canal Air. En revanche, il est très délicat de modéliser la transmission de l'onde dans un milieu aussi complexe et de plus en dehors du cadre et de l'objectif initial proposé par Orange.

Deux questions peuvent alors se poser :

1. quel est le canal de transmission prépondérant dans le cas d'une utilisation courante de la technologie que l'on développe, telle que préconisée par Orange (par exemple, un paiement avec le téléphone/dispositif IBC gardé dans une poche) - l'air ou le corps humain ?
2. est-ce que la nature du champ transmis par le canal dominant est la même, quel que soit le canal, et est-elle en l'occurrence la même que dans le cadre d'une transmission NFC classique ?

On répondra à ces questions par la mesure, une fois que le dispositif IBC aura été créé (section 2.4.1).

2.2.2 Modélisation du canal C_2 (corps humain)

Ce canal est le plus important pour notre étude, puisque c'est par ce biais que l'on va chercher à distinguer les individus entre eux. Le canal "air" est supposé commun à tout le monde, donc aucunement informatif. Si des variations sont observées entre différents individus, cela signifie que le canal "corps humain" est différent puisque l'on peut supposer que l'air joue le même rôle quel que soit l'individu.³ Si on suppose que ce canal est variable, il est alors nécessaire de lister

3. Cela dit, le canal "air" est en principe différent d'un endroit à un autre, et donc sa contribution est spécifique pour chaque installation pratique du dispositif de biométrie que nous souhaitons développer.

les sources de variabilité. On peut modéliser ce canal, pour un individu quelconque, de manière plus détaillée (figure 2.6).

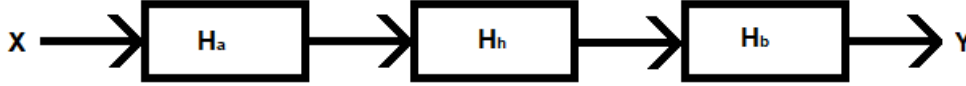


FIGURE 2.6 – Modélisation détaillée du canal C_2

Ces trois blocs en série, que l'on supposera linéaires, représentent successivement :

- la transmission de l'onde émise dans l'air par l'émetteur jusqu'au corps humain (interface émetteur-humain H_a)
- la propagation de l'onde dans le corps humain, qui va absorber une partie de la puissance avant de rayonner cette onde tout autour de lui (canal humain jouant le rôle d'antenne relais H_h)
- la transmission de l'onde entre le corps et le dispositif récepteur H_b (interface humain-dispositif récepteur)

Lors du protocole de transfert IBC comme nous l'avons décrit précédemment, on considère que le dispositif IBC se trouve dans une des poches de l'utilisateur. Ce téléphone est donc fixe par rapport au repère "corps humain".

$$H_b(\omega) = G_b(\omega) \cdot e^{j\phi_b(\omega)} \quad (2.2)$$

Ici, $G_b(\omega)$ est un gain fixe qui dépendra de la position du téléphone et qui ne variera pas au cours de la mesure, ϕ_b étant le déphasage, fixe aussi pour une fréquence-pulsation ω donnée.

De l'autre côté de la chaîne de transmission, l'interface homme-émetteur va dépendre de la position relative du corps humain par rapport à l'émetteur, notée r .

$$H_a(\omega) = G_a(r; \omega) \cdot e^{j\phi_a(r; \omega)} \quad (2.3)$$

Ici, la variable de position r n'est pas à voir comme la distance main-émetteur. En effet, lors de l'approche de la main de l'utilisateur, l'ensemble du corps (avant-bras, buste, etc) se rapproche de la source d'émission. Cette variable inclut donc et pondère ce qui est capté par l'ensemble du corps. Évidemment, comme c'est elle qui se situe au plus près de la source d'émission, l'impact de la main est très important mais a priori il ne faut pas se limiter à cela. On parlera néanmoins de distance main-émetteur par abus de langage dans la suite de ce document.

Dans cette thèse, on ne souhaite pas effectuer une modélisation par éléments finis du corps (et de ses mouvements) car cela nous éloignerait trop de la problématique initiale. Nous avons cependant précisé que r est une distance relative pondérée par l'ensemble des points irradiés par le champ E. Ainsi, la morphologie d'un individu i va venir influencer sa position r dans l'espace. Cette variable " r " correspond à une distance apparente entre l'individu et l'émetteur NFC. De plus, cette position varie dans le temps, notamment dans la phase d'approche (le "geste volontaire"). En conclusion, H_a s'écrira finalement comme une fonction de transfert à paramètres variables :

$$H_a(\omega) = G_a(r(i, t); \omega) \cdot e^{j\phi_a(r(i, t); \omega)} \quad (2.4)$$

Le gain et la phase seront donc variables en fonction de la position de l'individu i variable dans le temps $r(i, t)$, en plus évidemment de la fréquence (pulsation) ω .

Enfin, le bloc modélisant la propagation de l'onde électromagnétique dans le corps humain est lui aussi à paramètres variables. Le transfert de l'onde à travers le corps peut dépendre des propriétés biophysiques du corps de chaque individu i , propriétés qui par ailleurs peuvent changer dans le temps (constante de temps très lente comparativement à la durée d'un geste volontaire). Autrement dit, la fonction de transfert sera à paramètres variables dans le temps t et d'un individu i à un autre.

$$H_h(\omega) = G_h(t, i; \omega).e^{j\phi_h(t, i; \omega)} \quad (2.5)$$

Cependant, une phase d'approche de la main vers un lecteur dans le but d'effectuer un transfert va durer quelques secondes (voire quelques centièmes de seconde). Pendant cette courte durée, on peut supposer que les caractéristiques physiologiques d'un individu vont rester sensiblement stables. On fait donc l'hypothèse que **pour un même individu** i , pendant la phase d'approche, la fonction H_h n'est pas fonction du temps t .

$$H_h(\omega) = G_h(i; \omega).e^{j\phi_h(i; \omega)} \quad (2.6)$$

Le gain et la phase vont donc varier uniquement avec i , en plus de ω .

Finalement, le modèle détaillé du canal C_2 constitué des 3 blocs précédents en série est détaillé à l'équation 2.8.

$$H_{C_2} = G_a(r(i, t); \omega).G_h(i; \omega).G_b(\omega).e^{j(\phi_a(r(i, t); \omega) + \phi_h(i; \omega) + \phi_b(\omega))} \quad (2.7)$$

En regroupant les gains et les phases, on peut écrire :

$$H_{C_2} = G(r(i, t), i; \omega).e^{j\phi(r(i, t), i; \omega)} \quad (2.8)$$

Ce modèle peut-il encore être simplifié? Peut-il être utilisé pour la biométrie? Pour cela, des mesures doivent être effectuées pour savoir si des paramètres sont négligeables par rapport à d'autres. Pour effectuer ces mesures, le récepteur IBC que l'on a présenté théoriquement doit être créé. La création de ce dispositif électronique constitue un des enjeux majeurs de cette thèse puisque les résultats que l'on obtiendra dépendront en partie de la qualité du récepteur créé. La partie suivante va être consacrée au développement du prototype et des verrous rencontrés.

2.3 Chaîne d'acquisition : création d'un récepteur adapté

La création du dispositif de réception adapté à l'objectif de reconnaissance d'un individu a été itérative. En effet, la conception des différents constituants de la chaîne de réception a évolué en fonction des découvertes tout au long de la thèse. Les différents prototypes développés pendant cette thèse, positionnés du plus ancien au plus récent, sont présentés fig. 2.7.

Ces différents prototypes ont subi des évolutions, que l'on peut recenser dans le tableau 2.1.

Chaque évolution est le fruit d'un besoin nouveau ou d'une amélioration des fonctionnalités du dispositif. On justifiera dans la suite de ce document, quand cela se présentera, les orientations prises ainsi que les moyens techniques permettant d'arriver à nos fins.

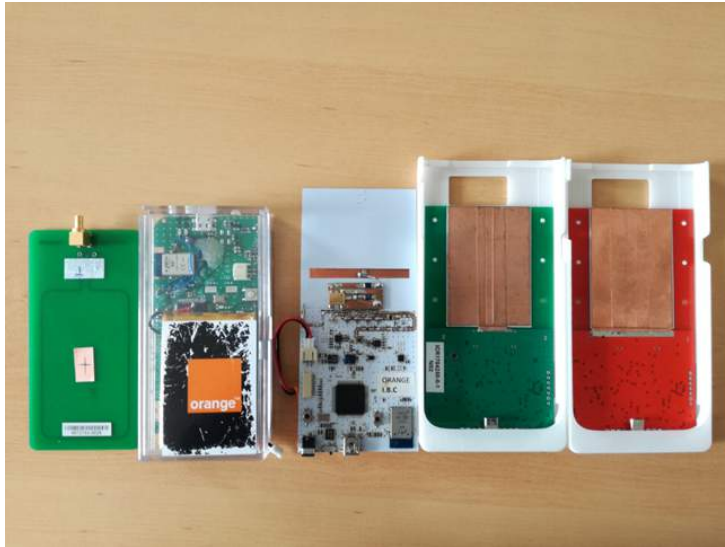


FIGURE 2.7 – Prototypes conçus et développés pendant la thèse

Version	Antenne	Alimentation	Bluetooth	Filtrage	USB	mémoire ext.
1	NFC classique	Aucune	Non	RLC classique	Non	Non
2	NFC classique	Batterie externe	Oui	RLC classique	Non	Non
3	NFC classique	Via USB	Oui	Céramique	Oui	Non
4	Spéciale (cf. 2.3.2)	Via USB	Oui	Céramique	Oui	Non
5	Spéciale (cf. 2.3.2)	Via USB	Oui	Céramique	Oui	Oui

TABLE 2.1 – Fonctionnalités présentes dans les différentes versions successives de prototype IBC

2.3.1 Contraintes dans la création d'un dispositif expérimental

Blindage électromagnétique du circuit

Comme mentionné précédemment, une des premières contraintes imposées par Orange est l'utilisation de l'ensemble de l'écosystème NFC. En traitant des signaux à une fréquence assez élevée, il est obligatoire d'utiliser du matériel spécifique (voir par exemple [15], qui détaille ces problématiques). Par ailleurs, si le récepteur doit être adapté aux champs émis par les émetteurs NFC classiques, il doit prendre en compte que les signaux mesurés vont être a priori déformés et modulés par le canal "corps humain".

Un blindage électromagnétique consiste à réduire le champ électromagnétique aux abords d'un circuit en particulier que l'on cherche à isoler. Par exemple, on souhaite pour notre dispositif que le champ ne soit capté que par l'antenne de réception. Sans blindage particulier, un circuit d'adaptation d'impédance composé d'inductances captera une partie du signal via ses bobines. Ce champ capté par les éléments du circuit sont considérés comme des parasites. Les matériaux les plus utilisés pour les blindages électromagnétiques sont des feuilles ou des grilles métalliques. Pour assurer un bon blindage, les mailles du grillage doivent être significativement plus fines que la longueur d'onde de la radiation à bloquer. On aura tendance à choisir des matériaux avec une grande susceptibilité magnétique. Ainsi, les lignes de champ seront globalement concentrées à l'intérieur de ce matériau et cela réduira considérablement le champ magnétique environnant. Dans la théorie des signaux hautes fréquences, ce blindage électromagnétique est très important

car les signaux vont avoir tendance à irradier l'ensemble des composants du circuit et perturber les mesures.

Câbles et connexions au réseau

Les signaux mesurés doivent être analysés et traités pour la biométrie que nous souhaitons mettre en place. Cette analyse sera nécessairement faite par un dispositif extérieur au smartphone de l'utilisateur (pour un paiement, ou un accès sécurisé, etc). Les signaux captés par le smartphone équipé du dispositif IBC doivent donc être re-transmis. Par ailleurs, les dispositifs doivent aussi être alimentés électriquement.

Cependant, les câbles (au sens large) sont au maximum à proscrire lorsque l'on traite des signaux hautes fréquences. Ils faussent les mesures par effet d'antenne et peuvent mener à des conclusions erronées. Ils apportent des discontinuités qui favorisent les rayonnements parasites. De plus, les effets des câbles peuvent se combiner avec ceux induits par le corps et il devient impossible de les dissocier [16]. Il est préférable, comme l'a également montré [47] dans ses travaux, d'utiliser des sources d'émission alimenté par une batterie et non reliées au secteur. Ce problème de re-rayonnement parasite dans les câbles d'alimentations est similaire à la notion de blindage électromagnétique présentée dans la sous-section 2.3.1, où on observait des rayonnements dans le circuit imprimé de la carte électronique IBC.

Pour limiter ce phénomène lors de la phase de développement de cette technologie et lors des expériences effectuées dans cette thèse, il était donc nécessaire d'accéder sans fil au signal reçu, afin de pouvoir l'analyser pour nos objectifs biométriques. Cette analyse, qui en principe doit être faite (quasi) en temps réel, implique une retransmission à travers un système de télémessure, à mettre en place.

2.3.2 Création de la maquette IBC

Cahier de charges

Développons le cahier des charges que doit respecter ce dispositif.

1. La première contrainte est de capter des signaux **NFC** à la fréquence de 13.56 MHz : cela permet directement de définir la fréquence centrale f du dispositif.

Ensuite, pour respecter les contraintes NFC, ce dispositif doit être en mesure en principe de décoder une trame émise avec un débit D de 106 kbits/s. La transmission se fait par un bit par moment élémentaire donc le débit est égale à la vitesse de modulation v en bauds. Chaque bit a une durée élémentaire T_s :

$$T_s = \frac{1}{D} = 9.4310^{-6} \text{ s} \quad (2.9)$$

avec T_s la durée du moment élémentaire. Sous hypothèse que les symboles binaires soient indépendants et équiprobables alors la densité spectrale de puissance du signal non modulé $DSP_{T_s}(f)$ s'exprime selon l'expression 2.10 suivante :

$$DSP_{T_s}(f) = \frac{\sigma_S^2}{T_s} |\Pi_{T_s}(f)|^2 + \frac{m_s^2}{T_s^2} \sum_{-\infty}^{\infty} |\Pi_{T_s}(\frac{k}{T_s})|^2 \delta(f - \frac{k}{T_s}) \quad (2.10)$$

La transformée de Fourier de la fonction créneau Π de moment élémentaire $T_s > 0$ a pour expression 2.11 :

$$\Pi_{T_s}(f) = \frac{\sin(\pi T_s f)}{\pi f} \quad (2.11)$$

avec σ_s^2 représentant la variance du signal et m_s la moyenne du signal.

L'onde émise modulée portée par la fréquence f_0 a donc pour densité spectrale de puissance $DSP_{T_{smod}}(f)$ qui a donc pour expression :

$$DSP_{T_{smod}}(f) = \frac{DSP_{T_s}(f - f_0)}{2} + \frac{DSP_{T_s}(f + f_0)}{2} \quad (2.12)$$

Environs 90% de l'énergie du signal est contenue dans son lobe central. Si on souhaite pouvoir décoder ces signaux, la bande passante doit alors au minimum être de 212 kHz. Pour s'assurer un fonctionnement correct, nous avons choisi de créer un dispositif avec une bande passante de 300 kHz. Ce choix permet alors de décoder la trame mais également de ne pas détériorer la modulation de signal par le geste volontaire, qui se fait à une fréquence extrêmement basse (quelques Hertz au maximum).

2. La deuxième contrainte est la **télémesure**, qui consiste à envoyer sans fil les signaux mesurés (Bluetooth par exemple) vers un récepteur connecté à un dispositif externe d'analyse de signaux (oscilloscope, ordinateur, etc).

La fréquence de la porteuse f_0 est égale à 13.56 MHz. A la réception, le signal reçu peut être modulé en amplitude par différents facteurs. Ces facteurs peuvent être la trame NFC évoquée précédemment, une séquence aléatoire ou encore une impulsion. Le signal est également modulé par la position spatiale du récepteur par rapport à l'émetteur, ainsi que par la géométrie du canal "corps humain". Nous faisons également l'hypothèse que le canal corps humain filtre ce signal, idéalement de manière unique pour chaque individu. Toutes ces modifications impliquent des variations d'amplitude du signal initial, ainsi que des variations possibles de phase. L'objectif est d'être en mesure de récupérer ces variations de canal pour les analyser. Néanmoins, il est fort possible que les variations dues au canal "corps humains" soient difficilement détectables vu les caractéristiques de la bande NFC (haute-fréquence et relativement étroite). De plus, afin de pouvoir réaliser un traitement numérique du signal potentiellement capable de détecter ces variations, le signal analogique doit être échantillonné de manière suffisamment fine, au moins deux fois plus élevée que la fréquence maximale du signal (théorème de Shannon [84]). Comme la fréquence de la porteuse NFC est de 13,56 MHz, la fréquence d'échantillonnage devrait être d'au moins 27,12 MHz et la quantité de données à stocker pour le traitement biométrique serait impossible à gérer. Par exemple, pour observer 100 ms du signal que l'on souhaite traiter et en respectant simplement ce critère, cela représente directement 2,712 millions d'échantillons. Dans la pratique, on essaie souvent d'échantillonner le signal encore plus finement pour avoir un maximum d'information. En revanche, un geste volontaire, élément qui sert à initier une communication, a une durée comprise en 3 et 5 secondes. On comprend alors la difficulté de travailler sur le signal modulé (étant données la fréquence de la porteuse et la durée du geste volontaire). Pour limiter le nombre de points, une des méthodes consiste à étudier le signal démodulé, ou encore l'enveloppe de ce signal modulé, avec les risques de perte d'éventuelles informations. On justifiera ce choix dans la suite de ce manuscrit.

Compte-tenu de ce cahier des charges, le dispositif IBC peut être créé. Ce circuit de réception, classique, est constitué d'une antenne pour réceptionner les signaux, d'une chaîne de

traitement (amplification, filtrage, démodulation) puis d'une conversion analogique/digitale du signal recueilli. Enfin, on inclura un module de télé-transmission.

Le synoptique classique de cette chaîne d'acquisition est présenté à la figure 2.8.



FIGURE 2.8 – Synoptique de la chaîne d'acquisition

Pour avoir une idée pratique de l'implémentation, le schéma électronique du dernier prototype développé est présenté en annexe B de ce manuscrit.⁴

Construction de l'antenne de réception

L'antenne d'émission étant une antenne NFC classique, il a dans un premier temps été décidé d'utiliser une antenne de réception de type NFC (fig. 1.23). Ce type d'antenne a été utilisé dans les 3 premiers prototypes et permet de capter convenablement les signaux. Cependant, l'antenne de réception doit en principe être adaptée aux caractéristiques du signal à recevoir. Dans le cadre de l'IBC, il y a une différence importante par rapport à un transfert NFC classique. Cette différence est le canal de transmission. En effet, si dans un transfert NFC classique la puissance doit être transmise pour alimenter le dispositif récepteur (et c'est pour cette raison que l'on utilise des antennes boucle), il est peu probable que le corps humain re-rayonne du champ magnétique. Par conséquent, pour la réception, la mesure de la composante électrique du champ doit être favorisée. A l'instar de ce qui est proposé dans la littérature, [17, 47]), il est préférable d'utiliser une antenne fougère.

Cependant, un smartphone doit garder la capacité d'être utilisé pour des transferts NFC classiques. Les antennes de type fougère ne peuvent pas être utilisées comme antenne NFC, car elles n'induisent pas de puissance. Dans un smartphone, compte tenu de la place disponible, il n'est pas envisageable d'utiliser deux antennes différentes. La solution que nous proposons consiste donc à utiliser une antenne qui pourrait être utilisée à la fois pour le NFC, mais qui dans une autre configuration favoriserait la composante électrique du champ électromagnétique.

Nous avons donc conservé la forme originelle de l'antenne NFC. En revanche, contrairement à une antenne NFC classique, nous n'avons pas refermé la boucle de courant de telle sorte que l'on s'approche d'un brin rayonnant. Cette antenne, qui est un premier résultat de cette thèse, est présentée à la figure 2.9.

On peut alors imaginer un interrupteur commandé par le téléphone, qui permettrait de passer aisément d'une configuration NFC classique à une configuration IBC. Cela permettrait de résoudre les problèmes de place dans les smartphones, tout en optimisant les transferts IBC.

Cette antenne, utilisée à partir du troisième prototype, permet d'augmenter les gains mesurés d'environ 30% à configuration identiques (même circuit de traitement). Cela confirme donc ce qui est mentionné dans la littérature : le corps humain re-rayonne principalement du champ électrique.

4. Nota : ce schéma est à l'heure actuelle « en attente d'autorisation de diffusion par le département Propriété Intellectuelle et Valorisation d'Orange ».



FIGURE 2.9 – Antenne utilisée sur les prototypes IBC

Cette antenne dispose d'un filtre d'adaptation d'impédance (adaptation à une charge de 50 Ohms). Ce filtre ne sera pas détaillé car il est moins sévère que le circuit de filtrage qui suit. Sa seule fonction est de réaliser l'adaptation d'impédance.

2.3.3 Filtrage

Comme dans toute chaîne d'instrumentation, une étape de filtrage est nécessaire. Un premier filtrage est effectué au niveau de l'antenne via son circuit d'adaptation d'impédance, mais on peut considérer que cela est négligeable comparativement au filtrage que l'on va faire subir au signal à cette étape. Pour rappel, l'objectif est de construire un filtre, centré à 13.56 MHz, avec une bande passante minimale de 300 kHz (dans la mesure du possible).

Dans un premier temps, pour des soucis d'implémentation, il a été décidé de créer un filtre passe haut suivi d'un filtre passe bas. Ces filtres ont été choisis passifs, donc avec des composants (L,C).

Développons l'exemple des filtres passe-bas RLC, d'ordre n , avec une structure comme illustré dans la figure 2.10.

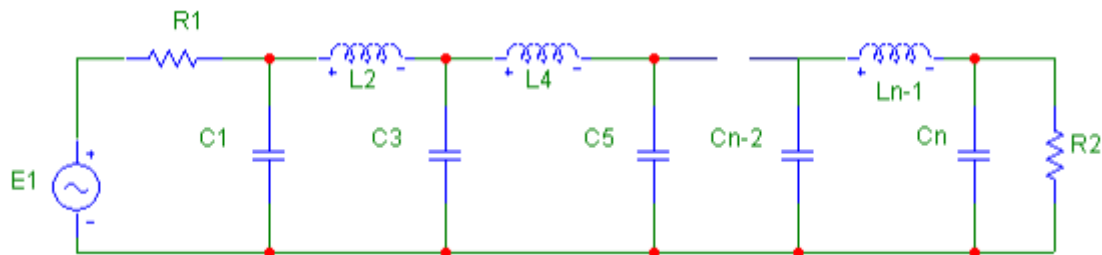


FIGURE 2.10 – Structure du filtre passe bas

Les filtre d'ordre n sont généralement constitués d'ordre 1 ou 2 en cascade. En effet, cela est du aux propriétés de décomposition des polynômes.

Un filtre passe bas générique est déterminé par sa fréquence de coupure et son ordre. Pour l'implémenter, il est également nécessaire de définir le type du filtre : nous avons choisi Butterworth. Le gain d'un filtre de Butterworth d'ordre n s'écrit :

$$G_n(\omega) = |H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{(1 + (\frac{\omega}{\omega_c})^{2n})}} \quad (2.13)$$

H_n étant la fonction de transfert, j l'unité imaginaire, $\omega = 2\pi f$ la pulsation et ω_c la pulsation de coupure à -3 dB. Pour obtenir des pentes suffisamment raides, un ordre 3 a été implémenté.

On implémente ensuite un filtre passe-haut. Il est aisé de passer d'un filtrage passe-bas à un filtre passe-haut grâce à la relation :

$$p \leftrightarrow \frac{1}{p}, \text{ avec } p = j\omega \quad (2.14)$$

Cela se traduit simplement au niveau pratique par l'inversion des inductances et des capacités.

Si on revient au cas particulier qui nous intéresse, on obtient un filtrage passe-bas avec une fréquence de coupure à 15 MHz avec les valeurs suivantes de composants :

- capacités : $C_1=220$ pF, $C_2=470$ pF, $C_3=470$ pF, $C_4=220$ pF
- inductances : $L_1=820$ nH, $L_2=820$ nH, $L_3=920$ nH.

Pour le filtre passe-haut avec une fréquence de coupure de 12 MHz, les valeurs suivantes des composants sont choisies :

- capacités : $C_1=220$ pF, $C_2=180$ pF, $C_3=220$ pF
- inductances : $L_1=680$ nH, $L_2=330$ nH, $L_3=330$ nH, $L_4=680$ nH.

Une bande passante de 3 MHz centrée autour de notre fréquence d'intérêt qui se situe à 13.56 MHz est obtenue. Ce choix de bande passante (3 MHz plutôt que 300 kHz) est une conséquence des composants disponibles. Évidemment, une bande passante plus petite serait plus préférable, mais les perturbations restent marginales autour de cette bande de fréquence.

Pour évaluer le comportement réel du filtre crée, sa réponse fréquentielle sur la gamme 1 MHz-500 Mhz a été tracée. Pour ce faire, un analyseur de spectre Agilent 8562A a été utilisé. Après un calibrage adéquat, l'appareil permet de tracer automatiquement cette réponse (fig.2.11).

Concernant les échelle, la fréquence sur l'axe des abscisses varie de 1 MHz jusqu'à 500 MHz. L'axe des ordonnées est centré sur -20 dBm, avec un pas de 10 dBm par division. Un filtre passe-bande est bien obtenu, centré sur la fréquence de 13.76 MHz. Ces filtres sont réalisés avec des composants capacitifs et inductifs. A ces fréquences, il est nécessaire d'utiliser des composants blindés sous peine de capter des signaux via les composants électroniques et non plus seulement l'antenne. Malheureusement, pour des problèmes de blindage qui ont été décrits précédemment, les composants électroniques sont relativement compliqués à isoler. De plus, plus le filtre que l'on veut créer est d'ordre important, plus le nombre de ces composants est grand. Il y a donc un compromis à trouver entre l'ordre du filtre et le bruit capté par les composants qui le constituent.

Après de nombreux essais, il n'a pas été possible de créer un filtrage adapté et blindé à cette fréquence. Il a alors fallu se pencher sur une autre technologie : les filtres céramiques. Historiquement, les filtres céramiques ont été développés grâce au développement des céramiques piezo-electriques. Ces filtres sont très compacts, peuvent être blindés, et ont des ordres très élevés. Ainsi, à quelques kilo Hertz de la fréquence de coupure, les signaux sont déjà très fortement atténués. De plus, on peut choisir précisément tous les paramètres définissant un filtre : sa fréquence centrale, sa bande passante et son ordre. Des détails sur le fonctionnement de cette technologie céramique, ainsi que de son historique, sont présentés par Fujishima dans [26].

Le seul inconvénient du filtre céramique, dans notre cas, est de ne pas maîtriser sa construction. Ses paramètres sont également figés.

Nous avons demandé à une entreprise (INTERQUIP ELECTRONICS CO., LTD) de nous fabriquer un filtre répondant à notre cahier des charges : une fréquence centrale à 13.56MHz,

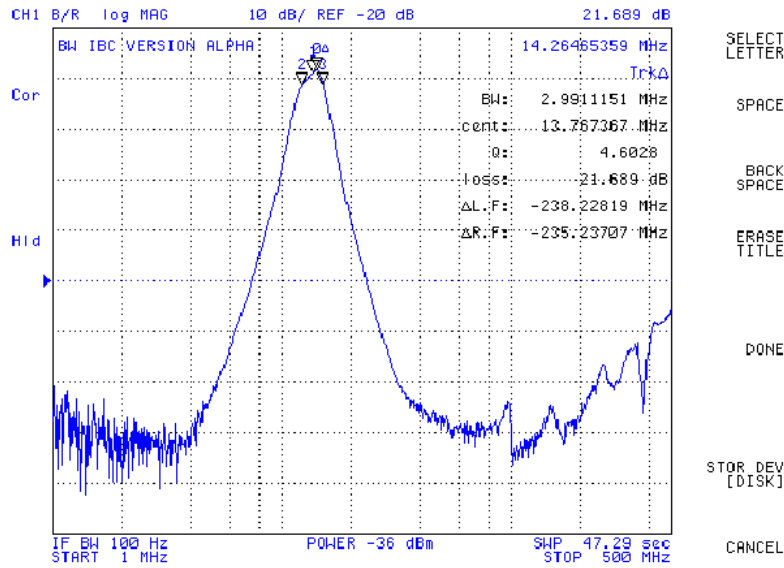


FIGURE 2.11 – Réponse fréquentielle du filtre final en dB

et une bande passante minimale de 300kHz (l'ordre est défini en conséquent par le fabricant et dépend de la technique utilisée lors de la création). Il est plus simple de passer par un industriel pour obtenir ce type de filtres particuliers. On ne se concentrera donc pas sur les détails de la construction d'un filtre céramique, mais nous allons évaluer le composant qui nous a été fourni. Le cahier de recette présenté à la figure 2.2 prouve que toutes les spécifications ont bien été prises en compte.

Fréquence centrale	13.560+0.060
Bande passante à 3 dB	400kHz
Bande passante à 20 dB	900kHz
Impédance d'entrée /de sortie	330 Ohms

TABLE 2.2 – Caractéristiques souhaitées du filtre céramique

La bande passante du filtre céramique résultant, mesurée à l'analyseur de spectre (Agilent 4395A), est tracée dans la figure 2.12.

Détaillons la lecture de la figure 2.12. Sur l'axe des abscisses, la fréquence varie de 11.56 Mhz à 15.56 Mhz. Concernant l'axe des ordonnées, il est centré sur -10dB (repéré par le triangle au centre de l'axe des ordonnées), avec un pas de 10dB par division. Si on se place à 12 Mhz, on constate alors une perte d'environ 60 dB (6 divisions) par rapport à la puissance mesurée sur la fréquence centrale du filtre. On retrouve des ordres de grandeur similaires à 15 Mhz. Ce filtre est conforme aux spécifications et la réponse fréquentielle est celle qui est attendue. Il n'aurait pas été possible d'atteindre ces performances avec des filtres (R,L,C) classiques comme pensé initialement.

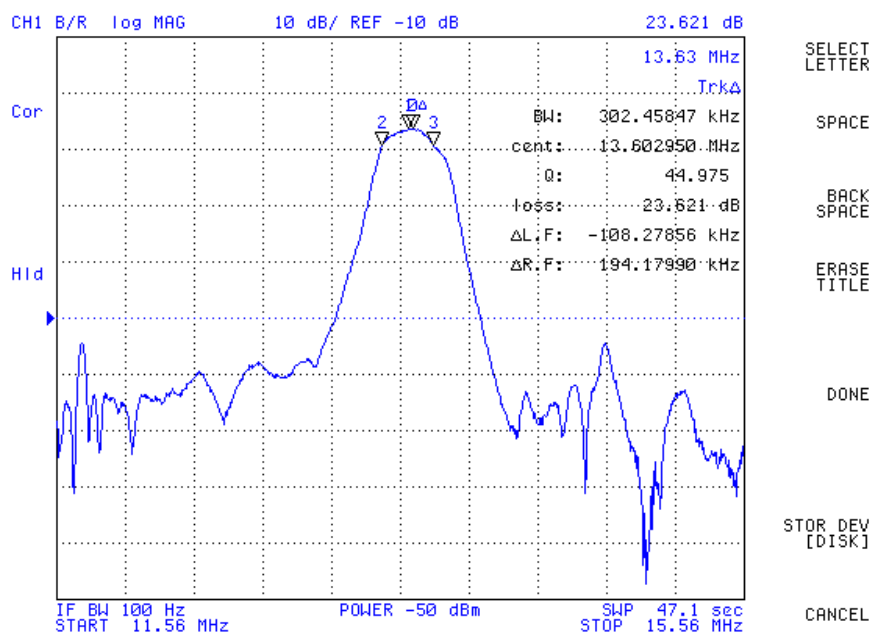


FIGURE 2.12 – Module de la fonction de Transfert obtenu expérimentalement 2.2

2.3.4 Détection d'enveloppe et démodulation

Les problèmes liés à la conversion du signal (analogique vers numérique) ont été présentés précédemment. La solution proposée consistait à s'intéresser à l'enveloppe du signal, qui correspond donc au signal démodulé. La modulation d'amplitude transforme un signal basse fréquence en signal haute fréquence pour faciliter l'émission de ce dernier. Le signal modulant correspond ici soit à la configuration spatiale évoluant dans le temps de l'ensemble Emission-Canal-Recepteur, soit à la trame numérique envoyée (voir section 1.3.1). Mathématiquement, cela se traduit par la l'équation 2.15 :

$$x(t) = (C + s(t)) \cos(2\pi ft) \quad (2.15)$$

avec f la fréquence porteuse, C son amplitude en l'absence de modulation et $s(t)$ le signal à transmettre.

Pour un signal modulé en amplitude, la solution classique pour la détection d'enveloppe consiste généralement en deux temps.

- Utilisation d'un montage redresseur (ce qui revient à une multiplication par la porteuse plus ses harmoniques impaires)
- Suppression des harmoniques et récupération du signal modulant par un filtre passe bas

Il existe maintenant des composants électroniques intégrés qui effectuent directement ce genre de tâches. Nous avons utilisé un détecteur logarithmique.

Ce détecteur a deux caractéristiques utiles. Contrairement à ce que le nom pourrait laisser supposer, l'utilité première du détecteur est de pouvoir compresser le signal pour le rendre exploitable et surtout linéaire sur une plage de plus de 100dBm.

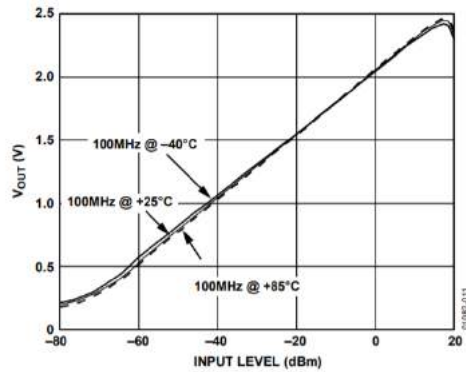


FIGURE 2.13 – Plage de linéarité du détecteur logarithmique utilisé [21]

Cette linéarité nous permet d'exploiter la totalité de la plage puisque pour rappel, les signaux mesurés par le dispositif IBC sont compris entre -90 dBm et -45dBm environs lorsque la main est en contact du lecteur.

La deuxième fonction du détecteur logarithmique est évidemment de démoduler le signal, afin d'en extraire l'enveloppe.

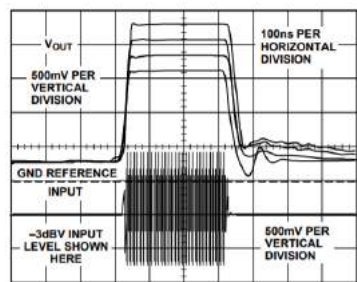


Figure 11. RSSI Pulse Response with $R_L = 402 \Omega$ and $C_L = 68 \text{ pF}$, for Inputs Stepped from 0 dBV to -33 dBV, -23 dBV, -13 dBV, and -3 dBV

FIGURE 2.14 – Récupération de l'enveloppe du signal et mise en forme de ce dernier a posteriori

Sur la figure 2.14, 3 échelons d'amplitudes différentes sont présentés. L'enveloppe du signal est obtenue sur chacun des 3 signaux. Le niveau de sortie (ici 500mV par décade) dépend de la dynamique du détecteur et peut être modifié via le choix des valeurs des paramètres R_L et C_L .

La fréquence du signal enveloppe étudié n'est plus celle de la porteuse, mais une fréquence directement liée à la modulation d'amplitude, qui comme expliqué précédemment, peut avoir plusieurs causes :

- présence d'une trame numérique
- configuration spatiale (variable dans le temps, par exemple lors du geste volontaire)
- distorsions dues au canal corps humain, avec ses propriétés intrinsèques

Évidemment, une analyse limitée à cette enveloppe peut engendrer une perte d'informations par rapport au signal modulé, mais elle simplifie considérablement le traitement. En particulier, il devient possible d'échantillonner ces signaux à une fréquence beaucoup plus basse et de les transmettre par télémessure (un système de télé-transmission via Bluetooth a été développé dans

cette thèse) et donc de s'affranchir des problèmes évoqués au paragraphe précédent. On développera théoriquement les pertes introduites par l'utilisation de cette enveloppe dans la section 4.1.3.

2.3.5 Microcontrôleur et traitement de l'information

Les données captées ne sont pas traitées localement. Il est nécessaire de numériser ce signal analogique afin de pouvoir effectuer des traitements déportés. Le nombre d'échantillons devient rapidement très important. Pour répondre à cette problématique, un microcontrôleur relié à une puce Bluetooth été utilisé. Cela permet, une fois la conversion analogique-numérique effectuée, d'envoyer les données à un téléphone portable ou un ordinateur équipé de Bluetooth.

Le microcontrôleur retenu est un microcontrôleur de la marque NXP (LPC1769), 12 bits. Ainsi, les signaux analogiques issus du détecteur logarithmique compris entre 0 et 3,3V sont convertis en valeurs numériques comprises entre 0 et 4095. Cela donne un pas de quantification de $805\mu V$.

Lors des protocoles expérimentaux de cette thèse, ces données sont notamment envoyées en Bluetooth vers une autre puce Bluetooth reliée à un microcontrôleur. Ce microcontrôleur se charge d'envoyer le signal sur un de ses ports, que l'on peut brancher à un oscilloscope. Sur les derniers prototypes, le dispositif se connecte sur les smartphones via leur port USB. Cela présente un triple avantage. Le premier est de pouvoir utiliser le téléphone afin d'alimenter le dispositif. Plus aucune batterie n'est nécessaire sur les prototypes, ce qui permet de réduire considérablement leur épaisseur. Le second est d'être en mesure de transférer des données collectées par le dispositif au mobile et donc de s'ouvrir à l'ensemble des protocoles de communication dont dispose le téléphone (Wifi, Bluetooth). Enfin, le téléphone possédant une grande mémoire, les problèmes de gestions de données dans le microcontrôleur sont supprimés. Le dispositif a été créé afin de répondre aux problématiques posées dans cette thèse.

On peut alors synthétiser le dispositif IBC par son schéma d'architecture présenté à la figure 2.15.

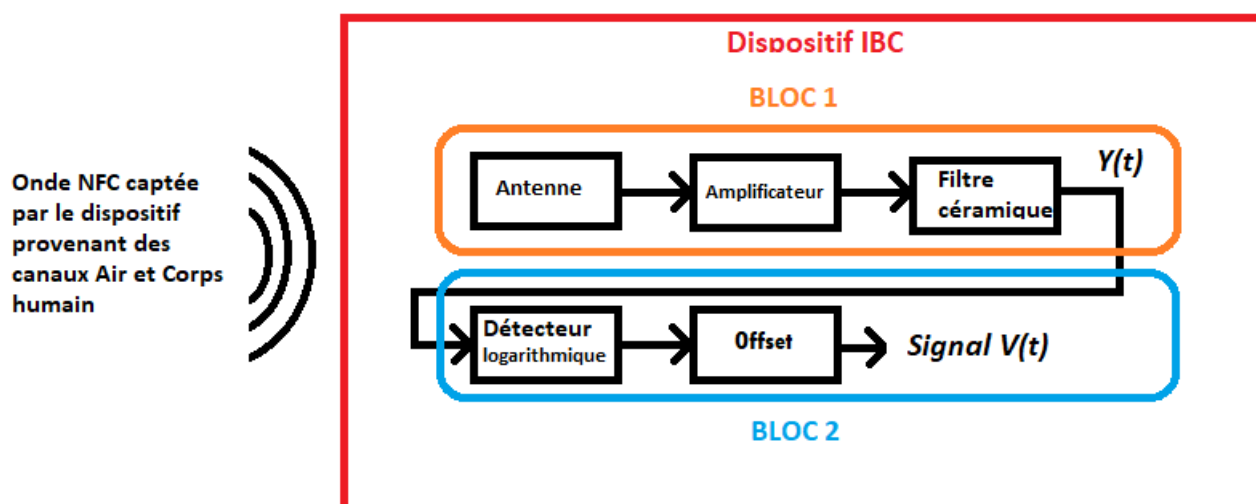


FIGURE 2.15 – Architecture du dispositif IBC créée et définition des différents signaux exploités dans la suite de ce document

Les signaux captés par le dispositif proviennent des deux canaux présentés à la figure 2.2. Ces

signaux subissent ensuite un ensemble de traitements successifs. On distinguera dans la suite de ces travaux les signaux observés en amont du détecteur logarithmique, que l'on appellera $Y(t)$, des signaux démodulés obtenus en sortie du dispositif, $V(t)$.

2.4 Modélisation : hypothèses simplificatrices et résultats expérimentaux

Les dispositifs d'émission ont été présentés. Une modélisation globale du canal de transmission a également été proposée. Maintenant que le dispositif IBC est créé, l'objectif est de voir s'il est possible de simplifier les modèles proposés en se basant sur des mesures réelles. Ces analyses, appuyées par des expériences, nous permettront de définir les objectifs spécifiques qui seront abordés dans les chapitres suivants.

2.4.1 Prédominance du canal corps humain par rapport au canal air lors d'un geste volontaire ?

Une des questions soulevées dans la phase de modélisation globale est d'évaluer la part des signaux transitant par l'air et la part des signaux que l'on juge informatifs car provenant du corps humain. On se place dans le cadre d'un geste d'un utilisateur sur l'émetteur. Ainsi, on définit la distance émetteur NFC-dispositif IBC comme comprise entre 20 et 60 cm. Pour que le signal contienne le plus d'informations possible (au sens énergétique), il serait intéressant qu'une majorité du signal capté par le dispositif IBC porté par l'utilisateur provienne du rayonnement de l'individu. Si la majorité du signal capté provient du canal "Air", identique quel que soit l'individu, il sera difficile de mettre en place nos travaux. La première étape consiste donc à mettre en évidence l'impact du corps humain sur les signaux mesurés par le dispositif. Pour quantifier cela, une série de mesures a été effectuée. L'idée ici est de se placer à proximité d'un émetteur NFC, dans la position que l'on prend juste avant d'effectuer un geste volontaire. Avant d'effectuer le geste volontaire, il n'y a aucun contact entre l'individu et l'émetteur NFC. Ce qui est mesuré à cet instant provient en totalité du canal "Air".

Les résultats que l'on présente dans ce qui suit sont issus de données que l'on présentera plus en détail dans la section 3.3.1. Ces données permettent d'obtenir le niveau de signal moyen mesuré, transmis dans cette configuration (uniquement par le canal air), de 59 personnes différentes. Une valeur moyenne de 530 mV est mesurée par le dispositif, avec un écart type de 230mV.

On s'intéresse maintenant au moment où la main est en contact avec l'émetteur NFC. Le signal recueilli est donc le fruit des deux composantes : l'une provenant du canal Air, la seconde provenant du corps humain. Nous faisons ici l'hypothèse que ces deux ondes sont en phases (compte tenu de la longueur d'onde de la fréquence NFC, 22.3m et de la taille du canal de transmission), et que la distance dispositif IBC/ émetteur NFC est restée inchangée par rapport à la mesure précédente. Ainsi, les champs mesurés par le dispositif s'additionnent. On regarde alors le potentiel mesuré lorsque la main est en contact avec cet émetteur. Sur ces 59 individus, on relève alors un potentiel moyen de 1.430V et un écart type de 360mV. Les résultats sont présentés dans le tableau 2.3.

Lorsque la main est en contact avec un émetteur NFC, le dispositif mesure un potentiel 3 fois plus important que lorsque la main ne l'est pas, à distance dispositif-émetteur égale. Qui plus est, le dispositif possède un détecteur logarithmique qui lisse ces variations de potentiel. Quand la main de l'utilisateur sera donc proche de l'émetteur NFC, on pourra considérer que la part du signal issue du canal air est une perturbation significativement plus faible que le signal utile

Configuration	Valeur moyenne	Ecart-type
Canal Air (C_1)	530 mV	230 mV
Canal Corps humain (C_2)	1430 mV	360 mV

TABLE 2.3 – Étude du potentiel mesuré par le dispositif avec et sans corps humain

transitant le corps humain.

2.4.2 Biométrie physiologique

Le constat précédent est surtout important pour la création d'une biométrie physiologique. La section précédente tente à montrer que le signal reçu par le dispositif IBC est dominé par la composante transmise par le canal corps humain C_2 , du moins quand ce corps (ou une partie, en occurrence la main) est proche de l'émetteur NFC. Il semble alors naturel de chercher à identifier la fonction de transfert H_{C_2} (2.8) quand le signal est à son maximum (le rapport signal sur bruit, ou canal corps / canal air est maximal).

Pour identifier les paramètres physiologiques du canal corps humain (et les utiliser éventuellement pour la biométrie), le plus aisé est donc de réaliser des expériences de manière statique, avec la main posée sur l'émetteur NFC. On peut sur ce genre de considérations tester plusieurs méthodes d'identifications différentes. Par ailleurs, si la main et le corps sont statiques et positionnés dans une configuration particulière imposée, on peut faire l'hypothèse que r n'intervient plus dans le modèle (2.8). Le modèle simplifié à r fixe peut être décrit par l'équation 2.16

$$H_{C_2,i}(\omega) = G(i;\omega)e^{j\phi(i;\omega)} \quad (2.16)$$

On se retrouve donc face à un problème classique d'identification d'une fonction de transfert à paramètres fixes (pour chaque individu i). Pour effectuer ce type d'identification, il faut pouvoir contrôler ce qui est émis par le dispositif émetteur. En effet, cela requiert généralement l'envoi d'une entrée standardisée, comme un échelon ou encore une séquence aléatoire. Nous avons montré dans la section 2.1 que cela n'était pas possible avec des émetteurs présents dans le commerce, qui ne sont pas paramétrables. D'autres émetteurs, à créer, seront utilisés dans le chapitre 4 qui se veut plus prospectif, pour répondre à cette contrainte. Bien évidemment, l'hypothèse à explorer est qu'il existe effectivement des paramètres physiologiques spécifiques et identifiables dans les signaux ré-émis par le corps humain et donc dans sa fonction de transfert.

2.4.3 Biométrie comportementale

D'autre part, on peut se poser une question complémentaire : peut-on, en complément de la section précédente, se focaliser sur la partie de la fonction de transfert qui varie avec la position r ? D'une part, peut-on montrer que la variation des signaux de sortie $Y(t)$ ou $V(t)$ (voir figure 2.15) est significative et en lien avec les variations de cette position $r(t)$? D'autre part, peut-on vraiment séparer la partie physiologique de la partie comportementale ?

Afin de répondre à ces questions, nous devons nous placer dans les conditions de fonctionnement du dispositif IBC sous contraintes NFC. Dans ces conditions, le signal $Y(t)$ est au mieux un signal à bande étroite (donnée par le filtre céramique, à son tour calibré pour respecter le protocole NFC), si la porteuse NFC est en même temps modulée par une séquence de variations d'amplitude. Comme expliqué dans la sous-section précédente, cette modulation pourrait permettre en théorie une identification de la fonction de transfert du corps humain. Mais, pour profiter d'un rapport signal sur bruit maximal, il est plus utile de tenter cette identification

lorsque le corps est au plus proche de l'émetteur NFC, *i.e.*, quand la main est en contact avec lui.

Si l'argumentaire précédent est correct, on peut se focaliser lors de la phase d'approche de la main de l'émetteur NFC sur la biométrie comportementale. Cette biométrie est alors liée à la gestuelle de chaque individu. Dans ce cas, on peut imaginer que l'émetteur NFC émet une porteuse à 13,56MHz, sans modulation (il n'est pas en mode "transmission de données" ou transaction). Dans ce cas, le signal reçu (en sortie de la fonction de transfert) H_{C_2} sera simplement cette porteuse, avec un gain et une phase différents. De plus, en prenant en compte les considérations sur les contraintes matérielles décrites précédemment, après démodulation / détection d'enveloppe seule l'information sur le gain restera accessible.

Dans ce cas, est-ce que la biométrie potentiellement réalisable pendant la phase d'approche sera purement comportementale? Si deux individus i_1 et i_2 approchent du terminal NFC en suivant exactement la même trajectoire $r(t)$, peut-on les séparer? D'où la deuxième question énoncée dans le premier paragraphe de cette sous-section : peut-on séparer la partie comportementale de la partie physiologique? Autrement dit, est-ce que le modèle H_{C_2} 2.8 peut s'écrire comme un modèle simplifié séparable $H_{C_{2,s}}$? donné par :

$$H_{C_{2,s}} = G(r(t); \omega) e^{j\phi(r(t); \omega)} \cdot G(i; \omega) e^{j\phi(i; \omega)} = H_r \cdot H_i \quad (2.17)$$

Si cette séparation est réalisable et comme on ne s'intéresse qu'à la pulsation (fréquence) de la porteuse ω_0 , le signal reçu utilisable pour la biométrie sera proportionnel au gain variable dans le temps $G(r(t); \omega_0)$, noté par la suite $G_0(r(t))$ pour simplicité :

$$V(t) \sim G_0(r(t))G_0(i)$$

avec éventuellement un gain $G_0(i)$ spécifique à chaque individu, dû à ses caractéristiques physiologiques.

Au contraire, si on ne peut pas séparer la fonction de transfert du canal C_2 comme dans (2.17) et on doit garder l'expression (2.8), le fait de suivre une même trajectoire $r(t)$ (faire le même geste volontaire) pour deux individus différents ne conduira pas nécessairement à une confusion de ces deux individus. Une trajectoire donnée $r(t)$, les signaux des deux individus ne varieront pas de la même manière le long de la trajectoire, ce qui revient à dire que, après une normalisation en amplitude (par le gain individuel à la même position donnée), les signaux ne seront pas identiques.

Nous avons mené une série d'expériences pour tenter de répondre aux questions précédentes. Plus précisément, nous avons mesuré simultanément la position 3D r de la main (considérée comme la partie du corps la plus importante car la plus proche de l'émetteur) et l'amplitude du signal $V(t)$ après démodulation.

Cette mesure peut se faire de différentes manières. Pour avoir une vision aussi complète que possible, nous avons utilisé une plate-forme de 6 caméras infrarouges, permettant de donner la position de différents points définis de l'espace, en coordonnées cartésiennes. Un exemple de caméra est présenté dans la figure 2.16, gauche. Les points observés sont repérés par une sphère réfléchissant les ondes infrarouges (figure 2.16, droite). Une sphère réfléchissante est placée au niveau de l'émetteur (on considérera cette position comme l'origine du repère) et une deuxième sur la main de l'individu. Les coordonnées spatiales seront donc mesurées avec le lecteur NFC comme origine.

En même temps, pour chaque position $r(x, y, z)$ de la main du sujet de l'expérience (équipé du dispositif IBC, dans une poche ou un sac par exemple), on a accès au potentiel électrique V (amplitude du signal de la porteuse à 13,56 MHz). Le signal électrique et les signaux relatifs aux

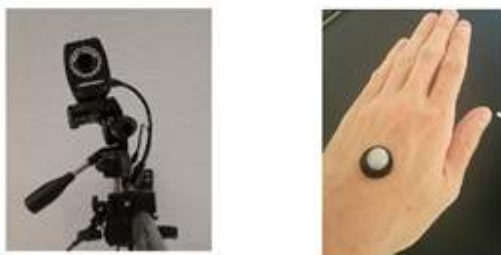


FIGURE 2.16 – Une des 6 caméras infrarouges de la plateforme de tracking (à gauche). Sphère réfléchissante permettant le suivi de la position de la main dans l'espace (à droite)

coordonnées spatiales sont synchronisés. Pour simplifier le problème et faciliter la visualisation de la relation entre le potentiel V et la position r , on peut se ramener à un problème en deux dimensions. En effet, on peut supposer que l'émetteur NFC a une symétrie cylindrique (si on considère l'antenne d'émission circulaire, mais on peut faire cette hypothèse avec une antenne rectangulaire quand même compte tenu de ses dimensions par rapport à la dimension de la main). La position de la main par rapport à l'émetteur NFC peut donc s'écrire en fonction d'un rayon R et d'un angle θ , sans prendre en compte l'angle ϕ (figure 2.17).

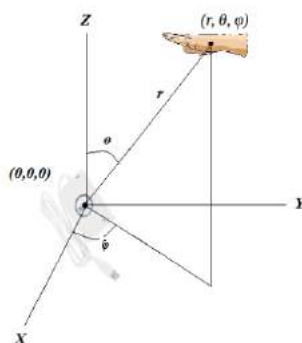


FIGURE 2.17 – Paramétrisation du problème étudié en coordonnées sphériques

Sous ces hypothèses, la connaissance de r et de θ paramétrise entièrement la position de la main. On obtient ces deux valeurs à partir des mesures de coordonnées cartésiennes de la main à l'aide des formules suivantes :

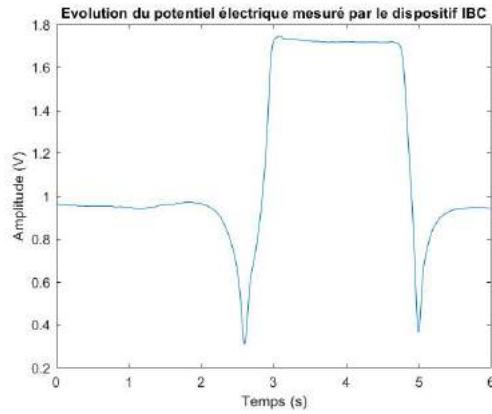
$$R = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (2.18)$$

$$\Theta = \arctan\left(\frac{\sqrt{x^2 + y^2}}{z}\right) \quad (2.19)$$

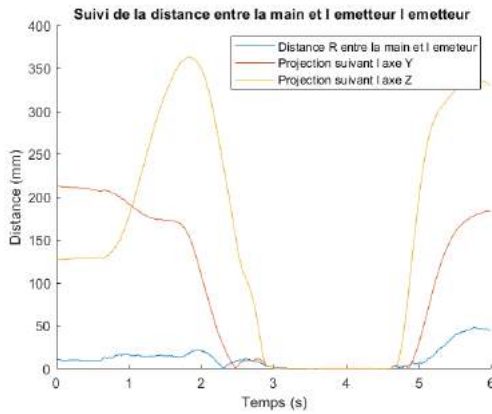
On peut alors obtenir R et θ présentés à la figure 2.17

A l'aide de la plateforme de caméras, on obtient donc des mesures de position $r(x, y, z)$, et donc $r(R, \theta)$ synchronisées avec les données de potentiel électrique V (figure 2.18).

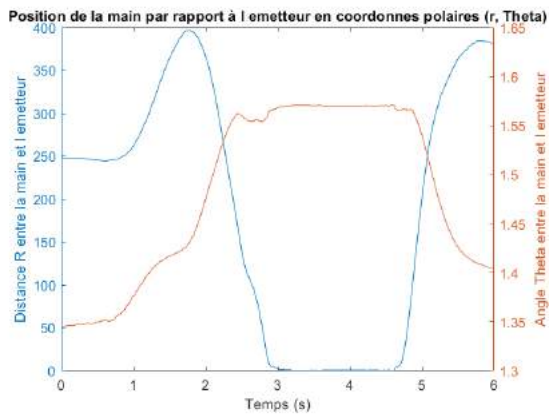
La figure 2.18(a) montre l'évolution du potentiel électrique mesuré par le dispositif IBC placé dans la poche d'un utilisateur lorsque celui-ci approche sa main d'un émetteur, reste en contact avec celui-ci puis la retire. La 2.18(b) permet d'évaluer la distance main-émetteur projetée sur chacun des axes (x, y, z) d'un repère cartésien. On peut voir que lorsque la distance entre la main et l'émetteur est nulle ($x=0, y=0, z=0$), cela se traduit sur la figure par un potentiel électrique maximal. Cette représentation cartésienne n'est pas la meilleure pour représenter l'évolution du



(a) Potentiel électrique mesuré par le dispositif IBC en fonction du temps



(b) Projection de la distance main/émetteur sur les axes cartésiens (x,y,z) pendant l'enregistrement



(c) Représentation de la position de la main en coordonnées angulaires en fonction du temps

FIGURE 2.18 – Évolution du potentiel $V(t)$ et de la position de la main lors d'un geste volontaire

déplacement de la main dans l'espace. La figure 2.18(c), créé à partir des positions cartésiennes, montre l'évolution de la distance R et de l'angle θ . La définition de l'angle θ n'est pas claire

lorsque la main est en contact direct avec l'antenne émettrice. Quoiqu'il en soit, ces figures permettent de montrer que le potentiel mesuré est évidemment fonction de la distance R entre la main et l'antenne émettrice mais également de l'angle. Pour le prouver, concentrons nous sur la figure 2.18(c). La courbe matérialisant l'évolution de la distance main-émetteur est globalement symétrique lors de la phase d'approche de la main et lors du retrait. En revanche, l'angle semble lui différer. Si l'on se concentre maintenant sur la courbe 1 (2.18), l'on constate des variations entre l'approche et le retrait de la main, notamment au tout début du geste. L'angle caractérise donc également le geste.

A l'aide de ces mesures, il semble clair que la réponse à la première question posée dans cette sous-section est affirmative : le signal de sortie $V(t)$ varie avec la position $r(t)$ et donc il est possible, à minima, de se servir de l'IBC comme d'une biométrie comportementale.

La deuxième question est de savoir si les parties physiologiques et comportementales sont séparables ? Est-ce que les variations de $V(t)$ sont différentes d'un individu à un autre même si on suit la même trajectoire ? Autrement dit, si deux individus placent leur mains aux mêmes distances R et angles θ de l'émetteur, peut-on les distinguer, ou (à une normalisation du gain près), les potentiels $V(R, \theta)$ seront identiques ? La réponse à cette question doit permettre de savoir s'il est possible ou non d'utiliser l'IBC comme une biométrie plus classique. Nous avons donc mesuré $V(R, \theta)$ en différentes positions de l'espace, pour deux utilisateurs différents. Pour simplifier l'interprétation et la représentation des résultats, nous avons gardé l'angle constant $\theta = 0^\circ$, et donc fait varier la position le long de l'axe z .

Les amplitudes V mesurées pour les deux individus à ces différentes positions dans l'espace sont ensuite normalisées. La normalisation consiste à considérer que le potentiel vaut 1 lorsque la main est posée sur l'émetteur. C'est en effet à cette position que ce potentiel est maximal, et il va décroître comme le fait une onde NFC lorsque l'on s'éloigne de son centre d'émission. Les potentiels V affichés sont donc des pourcentages de la valeur maximale. Nous avons utilisé les deux émetteurs NFC présentés précédemment à la figure 1.22. Les résultats sont donnés dans les figures 2.19 et 2.20, respectivement pour l'émetteur rectangulaire et circulaire.

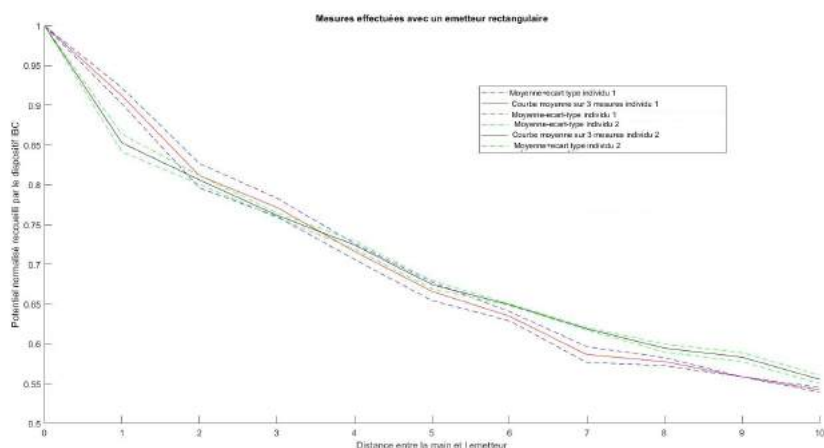


FIGURE 2.19 – Évolution du potentiel électrique mesuré par le dispositif IBC en fonction de la distance main/émetteur pour une antenne d'émission de forme rectangulaire, et pour deux individus

Pour tracer ces courbes, deux individus ont répété les mesures 3 fois. Le protocole est très simple. Le dispositif IBC est placé dans la poche d'un individu. Initialement, sa main est en

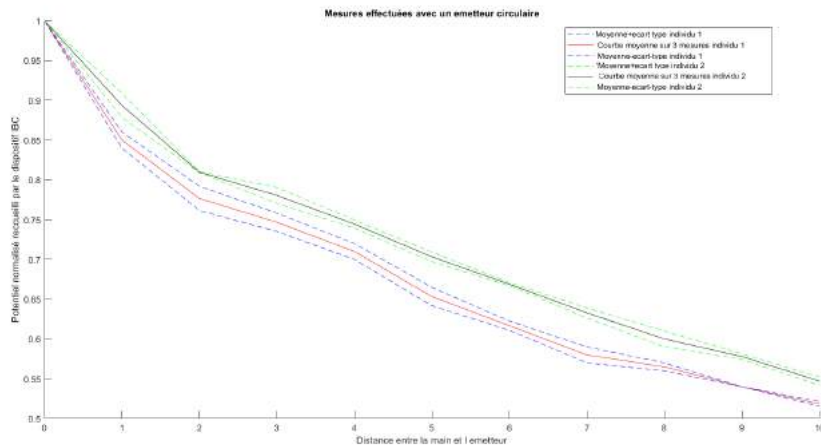


FIGURE 2.20 – Évolution du potentiel électrique mesuré par le dispositif IBC en fonction de la distance main/émetteur pour une antenne d'émission de forme circulaire, et pour deux individus

contact avec un émetteur NFC. Il va successivement placer sa main à 1 cm à la verticale de l'émetteur, puis 2cm, jusqu'à atteindre 10 cm (par pas de 1cm). Lors d'une mesure, on dispose donc de 11 points pour un individu. Les courbes tracées pour un individu sont les valeurs moyennes relevées sur la base de ces 3 répétitions. On calcule ensuite l'écart-type, pour chaque distance donnée et pour chaque individu, pour quantifier la variabilité de ces mesures. Les valeurs moyennes pour un individu sont donc encadrées par des courbes en pointillées récapitulant l'écart-type. Des conclusions sur la séparabilité des données sont difficiles à tirer à partir de si peu de mesures, mais il semble quand même que des individus différents n'engendreront pas exactement le même potentiel pour une position donnée. Cela nous donne une indication sur le fait que la propagation au travers d'un individu (i.e. sa fonction de transfert physiologique) modifie le signal de manière propre.

2.5 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, une modélisation du problème que l'on cherche à résoudre a été proposée. Une brève description du comportement du corps humain en présence d'ondes électromagnétiques nous a conduit à la création d'un dispositif capable de capter des signaux re-rayonnés par le corps. Obtenir une modélisation complète (sous réserve que cela soit possible) du corps humain en présence d'ondes demanderait un travail complet et éloigné de notre objectif initial. Nous avons notamment montré que la position de la main par rapport à l'émetteur modifie le champ électro-magnétique capté par le dispositif, et donc son potentiel de sortie. Ceci est déjà un premier résultat intéressant pour cette thèse, car cela ouvre la porte d'une biométrie comportementale. En effet, le potentiel mesuré est le reflet de la position de la main mais également du mouvement (en s'intéressant à la dérivée du potentiel). Des dynamiques d'approche différentes entraînant donc des potentiels différents, ce qui peut potentiellement être discriminant entre différents individus. Nous allons chercher à créer cette biométrie comportementale dans la chapitre suivant.

Pour la création d'une biométrie "classique", en se basant sur des paramètres physiologiques invariants, les réponses ne sont pas encore apportées. En effet, compte tenu des contraintes imposées par Orange et de l'utilisation d'une unique fréquence, il est délicat d'apporter une réponse formelle. Les courbes 2.19 et 2.20 tendent à montrer qu'il est possible d'effectuer ce

genre de distinctions, mais il faudra utiliser d'autres méthodes et d'autres dispositifs pour être totalement affirmatif. Nous nous intéresserons à cet aspect physiologique dans le chapitre 4.

Biométrie comportementale dans l'écosystème NFC-Orange

Dans le cadre du transfert IBC d'Orange, il est prévu que la communication (ou le transfert d'informations) s'initialise grâce à un geste de la main de l'utilisateur vers l'antenne émettrice NFC. L'étude du signal recueilli par le dispositif IBC placé dans la poche de l'utilisateur lors de cette phase contient théoriquement à la fois des informations liées à cette dynamique d'approche, mais également intrinsèques puisque issues du rayonnement de l'individu. L'objectif dans cette thèse est de vérifier l'existence d'une biométrie IBC en gardant à l'esprit qu'elle doit être la moins contraignante possible. Le terme « contrainte » est à comprendre ici à la fois d'un point de vue matériel, mais également en termes d'ergonomie et d'acceptabilité pour l'utilisateur. Ce chapitre va donc s'intéresser à déterminer si des marqueurs dans le signal recueilli sont caractéristiques et spécifiques de l'individu. Pour cela, on étudiera le signal recueilli par le dispositif créé au chapitre précédent lors d'un mouvement spontané d'un utilisateur vers un émetteur NFC du commerce. Cela va permettre de répondre à plusieurs questions sous-jacentes à ce travail de thèse. Le dispositif IBC créé est-il capable d'extraire des spécificités entre les individus, à partir de leurs gestes, sous réserve qu'elles existent ? Les paramètres utilisés pour distinguer les individus entre-eux sont-ils toujours performants lorsque la taille de la base de données augmente ? Quelle fiabilité peut accorder à cette technologie ?

Historiquement, les biométries se basent sur des caractéristiques invariantes (empreinte digitale, iris, etc). Cependant, une nouvelle branche de la biométrie s'intéresse à l'étude du comportement des individus dans le but d'en créer une signature. De nombreux articles [30],[59] présentent des résultats sur l'analyse de gestes caractéristiques afin d'effectuer une tâche définie. Dans ce contexte, les objectifs sont d'extraire sous forme de caractéristiques des invariants dans les trajectoires de mouvements [49]. Cette idée peut être explorée afin de protéger les systèmes numériques des menaces croissantes vis à vis de l'accès aux informations personnelles par exemple, ou protéger l'accès à des lieux particuliers. Certaines biométries, comme la voix, peuvent être à la fois considérées comme intrinsèques mais aussi comportementales. On espère que l'IBC possède

également ces deux volets. La reconnaissance peut alors nécessiter des conditions de réalisation particulières. Dans le cadre de l'utilisation d'une biométrie comportementale, on s'intéresse à des paramètres dynamiques caractérisant un individu dans sa vie de tous les jours. Cela peut concerner sa gestuelle, sa démarche ou encore sa manière de frapper sur un clavier. L'objectif (mais également l'atout) de ce type de biométrie est de caractériser un individu de manière transparente pour lui. Tout cela permet d'augmenter l'acceptabilité de la technologie que l'on cherche à développer. C'est dans ce sens qu'il a été choisi de n'imposer aucune contrainte de réalisation du geste volontaire. Ces notions, liées à la phase d'enrôlement de l'utilisateur, seront détaillées dans la section 3.3.1.

Pour qu'une biométrie soit déployée à grande échelle, il faut nécessairement que les paramètres ou les caractéristiques que l'on étudie aient certaines spécificités. En effet, ils existe également des considérations pratiques à prendre en compte. La biométrie doit être robuste vis à vis de la technologie de mesure. Les performances d'un système biométrique ne sont donc pas uniquement basées sur la capacité de ce système à discriminer les individus. Il est inutile de faire une biométrie parfaite si elle n'est pas acceptée par la population. Le problème d'acceptabilité peut s'exprimer sous deux formes :

- La prise d'empreinte est trop contraignante, peu pratique. C'est donc un problème plutôt d'ergonomie ou de praticité
- Les données recueillies utilisent des méthodes anxiogènes (ondes électromagnétiques notamment) ou des données jugées trop sensibles par l'utilisateur. L'utilisation des données personnelles est évidemment encadrée par le Règlement Général sur la Protection des Données (RGPD) [77], mais cela reste un sujet sensible.

La biométrie que l'on cherche à créer permettrait d'être ultra-ergonomique, puisque la phase de reconnaissance consiste simplement à approcher sa main d'un terminal électronique. Le deuxième point concernant le côté anxiogène des ondes est plus délicat. Bien qu'aucune nouvelle onde ne soit ajoutée par rapport à l'existant, un travail d'information de l'utilisateur est peut-être nécessaire. On ajoutera également une contrainte sanitaire en cette période de pandémie COVID-19. Une désinfection de l'antenne émettrice est nécessaire entre chaque utilisation, à l'image de la désinfection des touches d'un terminal de paiement.

Le deuxième chapitre a permis de montrer que le mouvement de la main vers un émetteur NFC engendrait un potentiel électrique dépendant de la trajectoire de la main ainsi que de l'individu. Cela montre que l'utilisation d'une biométrie IBC est effectivement potentiellement réalisable. Une des questions que l'on se posait dans le deuxième chapitre était de savoir si l'IBC était plutôt une biométrie comportementale ou intrinsèque. Dans un premier temps, on va chercher à prouver que le signal recueilli lors d'un geste volontaire peut être **propre à chaque individu**, que cela soit le fruit de paramètres intrinsèques ou comportementaux, voire des deux.

Tout l'enjeu réside dans l'extraction de caractéristiques. Quelles caractéristiques du signal temporel du potentiel mesuré (noté $V(t)$ dans le schéma de la figure 2.15) seraient les plus discriminantes pour obtenir une signature du potentiel relative à la caractérisation d'un individu (via sa gestuelle) ? La difficulté réside dans la définition de ces caractéristiques. En toute rigueur, chaque point du signal pourrait être une caractéristique. Plus le signal est échantillonné finement et plus le nombre de caractéristiques potentiellement discriminantes est grand. Cela pose des questions sur la quantité de données à stocker. La problématique de la gestion des données sera ensuite présentée. Tous les algorithmes d'apprentissage nécessitent des jeux de données suffisamment conséquents, car (comme montré dans *e.g.* [10]), les performances des classificateurs sont directement corrélées avec la qualité mais aussi la quantité de données disponibles.

Ce chapitre est structuré en trois grandes sections :

1. Une présentation générale des signaux à traiter
2. Une bibliographie succincte dédiée aux méthodes de traitement du signal que nous allons utiliser (segmentation, extraction de caractéristiques et classification)
3. Une présentation de la méthodologie que nous avons adopté pour notre problème de biométrie comportementale et de ses résultats sur une base de données que nous avons constitué

3.1 Généralités sur les signaux à traiter

Dans ce chapitre, on s'intéressera uniquement à l'enveloppe du signal modulé par le geste volontaire, notée $V(t)$, car nous nous focalisons essentiellement sur la biométrie comportementale (même si, comme montré dans le chapitre précédent, une composante physiologique reste présente dans le signal). Nous sommes conscients ici que l'utilisation d'une porteuse NFC non modulée à l'émission (et donc modulée uniquement par la gestuelle d'un individu) et plus particulièrement de son enveloppe est irréversible et qu'elle implique une perte d'information par rapport au signal initial (développement de cet idée dans la section 4.1.3). On souhaite dans cette partie explorer dans quelle mesure l'information portée par cette enveloppe est suffisante pour discriminer les individus entre eux⁵. Par ailleurs, une information plus complète pourrait être traitée lors de l'étape de biométrie physiologique (chapitre 4)

Ce potentiel mesuré V dépend d'un certain nombre de paramètres que l'on peut lister. Les plus influents sont les suivants :

- la position de la main par rapport à l'antenne d'émission
- la position du dispositif IBC porté par l'individu (notamment la distance corps-dispositif)
- la posture de l'individu au sens général
- ses propriétés intrinsèques de conduction du signal électrique
- l'environnement et le bruit de mesure

On fait l'hypothèse que la position de la main de l'individu lors du geste volontaire d'approche d'un terminal NFC est propre à chaque individu (du moins pour une configuration spatiale donnée – taille et position de l'antenne émettrice). On suppose que les propriétés intrinsèques de conduction du signal par le corps le sont également. En revanche, la position du dispositif (poche avant, poche arrière ou sac) peut varier dans le temps. La position du mobile est assimilable à un gain (voir aussi la modélisation du chapitre 2.2.2).

Pour une illustration plus précise, l'exemple d'un enregistrement brut contenant plusieurs gestes volontaires est présenté dans la figure 3.1. Comme on peut le remarquer, le signal est constitué d'un "créneau" correspondant à une approche de la main de l'utilisateur vers un émetteur NFC. S'il y a plusieurs "créneaux", cela signifie que plusieurs approches sont enregistrées. La première étape de traitement consistera donc dans l'extraction de ces créneaux. Une fois extraits, ils seront analysés afin d'extraire leurs caractéristiques discriminantes utilisables pour en faire une biométrie. Un exemple d'un tel créneau est présenté figure 3.2.

5. Il est à noter que, en travaillant sur l'enveloppe du signal ($V(t)$), on travaille sur un signal de fréquence beaucoup plus basse (dynamique du mouvement) que celle de la porteuse. C'est un aspect important, car il nous

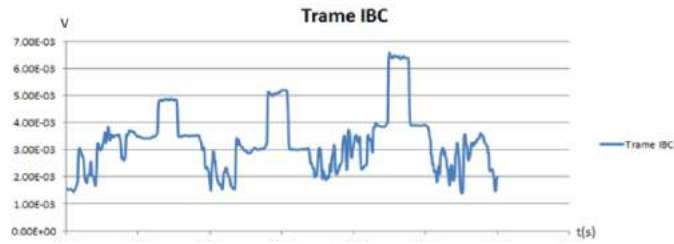


FIGURE 3.1 – Exemple de signal brut

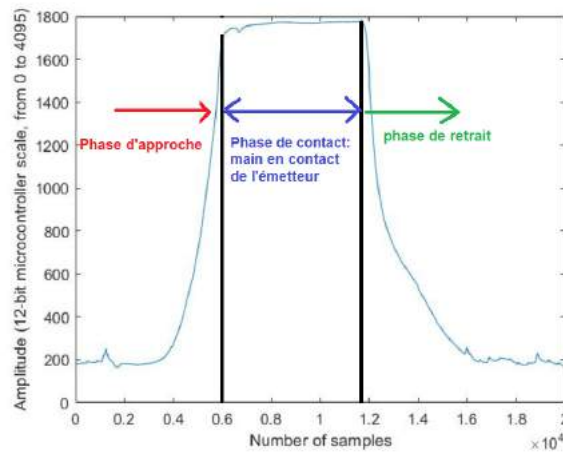


FIGURE 3.2 – Exemple d'un potentiel mesuré lors d'un geste volontaire

Ce signal traduit la volonté d'un individu d'initier une communication. Le chapitre 2 a montré que ce potentiel mesuré dépend notamment de la stratégie d'approche de la main vers l'antenne. Il peut se décomposer en plusieurs phases. La première, qui entraîne l'accroissement du potentiel électrique mesuré par le dispositif IBC, résulte de l'approche de la main vers le lecteur. En effet, quand la main s'approche de celui-ci, la distance entre la source émettrice et le corps humain dans son ensemble (mais plus particulièrement la main) diminue. Cette diminution de la distance entre la main (et le corps en général) et l'émetteur va permettre à "l'antenne" corps humain de capter une plus grande partie de l'onde électromagnétique, et donc d'en rayonner une plus grande partie. Cela est capté par le dispositif IBC, ce qui va faire croître le potentiel mesuré. Le potentiel est maximum lorsque la main et l'émetteur NFC sont en contact. Une fois que la main est en contact, on entre dans la seconde phase du geste volontaire. La distance entre la source d'émission et l'antenne est constante. Le potentiel électrique mesuré par le dispositif IBC est constant. Enfin, le retrait de la main de l'émetteur va faire décroître le potentiel mesuré par le dispositif IBC et terminer ce que l'on appelle le geste volontaire.

permet de traiter les signaux à l'aide de dispositifs relativement basiques et peu gourmands en énergie. D'autre part, nous allons être amenés à proposer des algorithmes simples et facilement implémentables sur ce type de dispositif.

3.2 Analyse de signaux - état de l'art

Comme décrit précédemment, les signaux que nous allons utiliser pour la biométrie comportementale sont constitués d'une succession de transitoires de type créneau, bruités. L'objectif étant de classer ce signaux (et les individus qui les génèrent par leur gestes), nous proposons une méthodologie classique consistant en 3 phases :

1. Pré-traitement / segmentation
2. Extraction de caractéristiques
3. Classification

Nous allons brièvement présenter quelques techniques développées dans la littérature et adaptée au pré-traitement et à la classification de ce type de signaux.

3.2.1 Pré-traitement - segmentation

En pratique, avant de s'attaquer à l'extraction des caractéristiques et à la classification des gestes, il est nécessaire de les détecter et les isoler (segmenter) à partir du signal brut, tel qu'enregistré par le dispositif IBC (voir l'exemple de Trame IBC sur la figure 3.1). Comme on peut l'observer, les signaux correspondant à trois gestes (les trois créneaux) émergent d'un signal de fond bruité. Ils n'ont pas la même amplitude et a priori pas nécessairement la même durée. En revanche, ce qui les caractérise c'est leur aspect "créneau", avec un front montant et un front descendant. L'objectif de cette première étape de pré-traitement est donc d'isoler ces créneaux "gestes" avant de le classifier. Pour cette phase, l'idée est d'utiliser un algorithme qui identifiera les créneaux quel que soit l'utilisateur. Il faut donc un algorithme assez permissif pour que la détection se déroule le plus efficacement possible.

Pour effectuer ce genre de détection de sauts (hauts ou bas), on trouve dans la littérature plusieurs solutions, comme l'algorithme de la somme cumulée de Page-Hinkley [9] ou l'algorithme de la dérivée filtrée [9]. Nous rappelons ici les principes de ces algorithmes.

Ces tests sont réputés pour être efficaces tout en restant relativement économes du point de vue du temps de calculs.

Algorithme de Page-Hinkley. On rappelle brièvement ici le principe de ce test, basé sur le test de rapport de vraisemblance de Neyman-Pearson [64]. Soient N observations (y_1, \dots, y_N) . L'objectif est de tester l'homogénéité des données. On veut savoir s'il existe une observation à partir de laquelle un changement brusque apparaît. Cet échantillon, s'il existe, sera nommé y_r . On appelle p_0 la densité de probabilité des échantillons avant ce changement, et p_1 la densité de probabilité après ce changement. On peut alors formuler deux hypothèses :

1. $H_0 : y_i \sim p_0; 1 \leq i \leq N$ (toutes les observations suivent la même loi p_0)
2. $H_1 : y_i \sim p_0; 1 \leq i \leq r - 1$ ET $y_i \sim p_1; r \leq i \leq N$ (les observations suivent p_0 jusqu'à $r - 1$ et p_1 de r à N)

En faisant l'hypothèse que les échantillons y_i sont indépendants, on peut écrire les lois de probabilité des observations sous les deux hypothèses H_0 et H_1 comme :

$$p(y_1, \dots, y_N | H_0) = \prod_{i=1}^N p_0(y_i) \quad (3.1)$$

et

$$p(y_1, \dots, y_N | H_1) = \prod_{i=1}^{r-1} p_0(y_i) \cdot \prod_{i=r}^N p_1(y_i) \quad (3.2)$$

Le rapport de vraisemblance entre les deux lois est déduit en faisant le rapport entre les équations (3.1), (3.2) :

$$\Lambda(y_1, \dots, y_N) = \prod_{i=r}^N \frac{p_1(y_i)}{p_0(y_i)} \quad (3.3)$$

On en tire alors une règle de décision générale :

$$\text{si } \prod_{i=r}^N \frac{p_1(y_i)}{p_0(y_i)} > \eta, \quad \text{alors hypothèse } H_1 \text{ vraie} \quad (3.4)$$

$$\text{si } \prod_{i=r}^N \frac{p_1(y_i)}{p_0(y_i)} < \eta, \quad \text{alors hypothèse } H_0 \text{ vraie} \quad (3.5)$$

Ce seuil η est à déterminer par l'utilisateur.

Sous l'hypothèse d'échantillons Gaussiens indépendants, ce rapport de vraisemblance peut être exprimé analytiquement et conduit au test de Page-Hinkley (3.6).

$$g_n = S_1^n(\mu_0, v) - \min_{1 \leq k \leq n} S_1^k(\mu_0, v) > \eta \quad (3.6)$$

μ_0 étant la moyenne initiale

Avec r correspondant à l'échantillon de rupture de la moyenne, à priori inconnu. Ce test s'appliquant en ligne, n est l'indice courant et on respecte la condition $r < n$.

Algorithme de la Dérivée Filtrée. Bien que le test *Cumsum* de Page-Hinkley ne soit pas excessivement gourmand en temps de calculs, nous sommes quand même contraints à une implémentation aussi légère que possible. Une alternative encore moins gourmande en ressources de calcul est la dérivée filtrée (DF) [8]. Ce test repose sur un principe fréquemment utilisé dans les algorithmes de traitement d'images. Lorsqu'un signal ou une image ne sont pas bruités, alors une variation de moyenne se caractérise par une variation de la valeur absolue (discrète) de la dérivée des observations. Sur des signaux bruités, l'opération de dérivation va avoir tendance à amplifier les perturbations. L'idée consiste donc à effectuer une opération de filtrage juste avant d'utiliser l'opérateur de dérivation pour limiter cet effet indésirable.

La première étape correspond donc à un filtrage élémentaire, qui peut être de type moyenneur par exemple.

Prenons le cas d'un filtre moyenneur de longueur $2l$, ce qui revient à calculer la moyenne des observations sur une fenêtre de longueur $2l$.

$$\check{Y}_n = \sum_{i=-l}^l \gamma_i (Y_{n-i} - \mu_0) \quad (3.7)$$

Avec μ_0 la valeur moyenne, et γ un coefficient de pondération. Dans le cas le plus simple d'une fenêtre rectangulaire, $\gamma = 1 \quad \forall i$.

Ainsi, lorsque l'on effectue l'opération de dérivation, le résultat de l'opération correspond à la différence de 2 échantillons séparés de $2l$.

Chaque échantillon subit alors l'opération décrite à l'équation 3.8

$$Z_n = Y_{n+l} - Y_{n-l} \quad (3.8)$$

Il suffit ensuite de définir un seuil, et de le comparer avec la valeur Z_n précédemment calculée. On détecte alors un changement de valeur moyenne si cette valeur de Z_n devient supérieure à ce seuil à déterminer en fonction de l'application.

Cet algorithme est très intéressant au niveau du temps de calculs pour un petit microprocesseur, puisqu'il se contente de soustractions entre des échantillons plus ou moins successifs. Comme nous allons le voir dans la troisième partie de ce chapitre, l'algorithme de segmentation que nous avons choisi est inspiré de la Dérivée Filtrée.

Quelle que soit la méthode de segmentation choisie, une fois que le geste volontaire a été détecté, il convient d'extraire dans le signal les éléments caractéristiques. En effet, les algorithmes présentés permettent de détecter des changements brusques de valeurs moyennes, donc des gestes volontaires. Il convient ensuite d'analyser ces gestes afin d'en extraire des caractéristiques que l'on espère propres à chaque individu. Cette étape est à l'opposée de ce qui vient d'être effectué lors de la détection d'un créneau. On ne va plus chercher à détecter une forme générale mais bien à chercher à trouver des distinctions entre ces différentes formes.

3.2.2 Extraction de caractéristiques

Pour authentifier ou identifier des individus, l'étape suivante, après la détection de la signature d'un geste volontaire $V(t)$ est la classification de ces signatures afin d'identifier les personnes qui les ont générées. Classiquement, la classification se décompose en deux étapes principales, l'extraction de caractéristiques et la classification proprement-dite. Cette distinction n'est pas facile à faire, car les deux étapes sont imbriquées et complémentaires : une extraction de caractéristiques parfaite rend le classifieur trivial, alors qu'un classifieur parfait pourrait classer les données brutes, sans extraction des caractéristiques discriminantes préalable [23].

Nous allons néanmoins présenter ici quelques méthodes d'extraction de caractéristiques génériques, que nous allons par la suite combiner avec différents classifieurs afin de trouver la solution offrant les meilleures performances biométriques pour notre système.

Dans un premier temps, il est utile de noter que les méthodes de classification récentes, comme le "deep learning", combinent naturellement l'extraction de caractéristiques et la classification et tendent vers ce que l'on a appelé ci-dessus un classifieur "parfait". La contrepartie à ces types de classifieurs est la quantité de données nécessaires. En effet, avec beaucoup d'entraînement et beaucoup de données d'apprentissage, ces classifieurs peuvent aboutir à des classifications remarquables en partant des données brutes. Un premier jeu de données à classifier consisterait donc simplement dans l'ensemble des échantillons temporels segmentés auparavant.

On peut citer comme exemple l'algorithme AlphaGo de Google, qui parvient pour la première fois à battre le champion du monde de Go [91]. Ce jeu est réputé complexe en terme de programmation avec des méthodes classiques du aux grand nombre de combinaisons parties possibles est estimé à 10^{600} pour un jeu de 19x19 cases. La version classique d'AlphaGo a été nourri de 150000 parties. Sachant qu'une partie dure approximativement 1 heure, il faudrait alors jouer environs 17 années, 24 heures sur 24, en se souvenant de tous les coups joués, pour un humain. On comprend donc que les puissances de calculs permettent de développer des algorithmes jusque ici inenvisagés. Sur des problèmes de grande complexité, il peut être donc intéressant d'utiliser des algorithmes d'apprentissage automatique, à condition de disposer ou de pouvoir créer des jeux de données d'apprentissage en très grand nombre (la dernière version d'AlphaGo "auto-apprend" en jouant contre lui-même une fois qu'il connaît les règles).

Comme mentionné, un tel jeu de caractéristiques, pour qu'il soit utilisable, nécessite d'énormes quantités de données, car l'espace des caractéristiques (dans lequel chaque geste est un point déterminé par ses coordonnées) est de dimension très grande. On ne s'attardera pas sur ces méthodes car nous ne disposons pas d'un très grand nombre de données dans notre cas d'étude.

Il est donc intéressant de concentrer l'information dans un nombre réduit de caractéristiques pour améliorer la robustesse des classifieurs utilisés. Pour aboutir à cette "concentration" de l'information en peu de caractéristiques, nous proposons une approche classique, qui combine une transformation du signal d'intérêt (les créneaux extraits des signaux bruts) afin de mettre en évidence les caractéristiques importantes et faciliter leur extraction. Un outil de choix pour les signaux non-stationnaires est la décomposition en ondelettes orthogonales, suivi d'un seuillage des coefficients. Cette démarche est décrite dans les paragraphes suivants.

Décomposition en ondelettes

L'objectif de la transformée en ondelettes est de mettre en évidence l'information qui est contenue dans les non-stationnarités du signal. En elle-même, une transformée en ondelettes ne réduit pas la dimension de l'espace de caractéristiques. En revanche, après transformation, le choix des caractéristiques discriminantes est en principe grandement facilité. L'objectif de ce paragraphe est de rappeler succinctement les principes de base de la transformée en ondelettes. Le paragraphe suivant va se focaliser sur la réduction de la dimension de l'espace.

La transformée en ondelettes est un outil permettant de fournir une représentation échelonnée d'un signal. L'analyse multi-résolution d'un signal permet de l'analyser et d'en extraire des informations à plusieurs échelles.

Une famille d'ondelettes est construite par dilatation et translation de l'ondelette mère $\psi(t)$. Nous nous intéressons aux décompositions dyadiques classiques, où la dilatation se fait par des facteurs puissance de 2, la translation étant indexée par $k : \psi_{j,k} = t \rightarrow \frac{1}{2^{j/2}} \psi(\frac{t}{2^j} - k), k \in \mathbb{Z}$

Sous certaines conditions, on peut construire des ondelettes orthogonales entre elles (produit scalaire nul entre tout $\psi_{j,k}$ et $\psi_{l,m} \forall j \neq l$ et $k \neq m$). On peut également définir des fonctions d'échelle $\phi(t)$ (et une famille associée $\phi(t - k)$ obtenue par translation, mais sans dilatation supplémentaire). Ces fonctions, de moyenne unitaire, seront orthogonales aux ondelettes et permettront de représenter les composantes basse-fréquences / continues des signaux analysés (les ondelettes, étant de moyenne nulle, ne le permettent pas).

Des exemples classiques d'ondelettes orthogonales les plus utilisées sont présentés à la figure 3.3.

Dans ces conditions, tout signal $x(t)$ pourra s'écrire comme une somme pondérée d'ondelettes et fonctions d'échelle :

$$x(t) = \sum_{j,k_j} w_{\psi}^{j,k_j} \psi_{j,k_j}(t) + \sum_{k_M} w_{\phi}^{M,k_M} \phi_{M,k_M}(t) \quad (3.9)$$

Les coefficients w^{j,k_j} sont donnés par la transformée en ondelettes et ils représentent la quantité d'énergie portée par une ondelette ou fonction d'échelle. Pour obtenir les valeurs de ces coefficients, des algorithmes rapides basés sur une série de filtrages successifs existent [61]. Prenons l'exemple d'un signal x . Pour calculer la transformée que va subir ce vecteur de données, on peut l'assimiler au passage de ce vecteur dans une série de filtres. Tout d'abord, les échantillons vont subir un filtre passe bas de réponse impulsionnelle g :

$$y[n] = (x * g)[n] = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x[k]g[n - k] \quad (3.10)$$

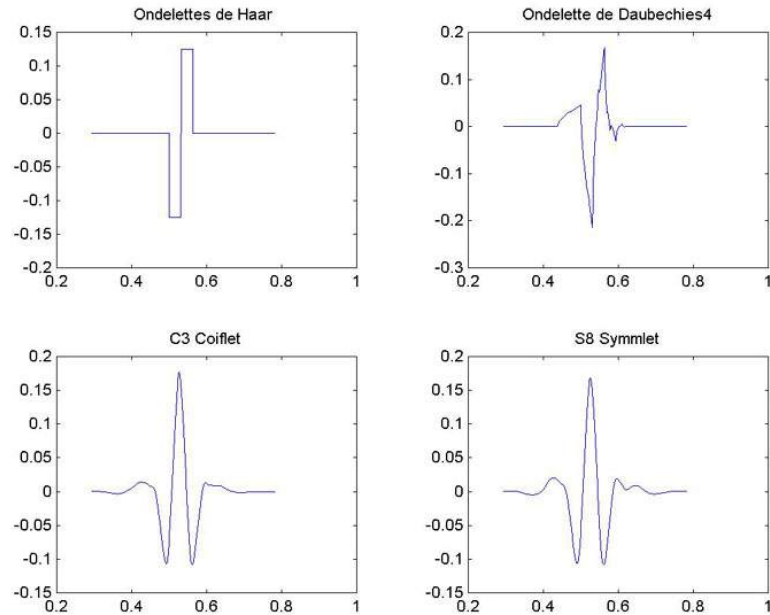


FIGURE 3.3 – Exemple d'ondelettes classiques que l'on trouve dans la littérature

De la même manière, le signal est également filtré avec un filtre passe-haut de réponse impulsionnelle h :

$$y[n] = (x * h)[n] = \sum_{-\infty}^{+\infty} x[k]h[n - k] \quad (3.11)$$

Après les deux filtres, les signaux résultants seront sous-échantillonnés d'un facteur 2. Suite à ces opérations, du filtrage passe-haut (plus le sous-échantillonnage) découlent les coefficients de détails tandis que du filtrage passe-bas (plus le sous-échantillonnage) découlent les coefficients d'approximation.

Dans le cadre d'une décomposition en ondelettes (orthogonale dyadique), nous devons faire deux choix. Le premier est le choix de la famille d'ondelettes utilisée, ce qui fixera les filtres g et h dans (3.10) et (3.11). Ce choix est fonction des caractéristiques temps-fréquence du signal que l'on cherche à analyser. Nous reviendrons sur ce choix plus tard. Le second choix est la profondeur M de décomposition (qui définira le support des fonctions d'échelle utilisées). Plus la profondeur de décomposition est élevée et plus le signal sera décomposé sur un grand nombre d'échelles. La profondeur correspondra au nombre de filtrage passe-bas successifs subit par le vecteur que l'on souhaite analyser.

Revenons à l'intérêt de cette décomposition en ondelettes pour notre étude : elle permet de caractériser les signaux à analyser non pas à travers leurs échantillons temporels, mais à travers leurs coefficients d'ondelettes. Tous les coefficients ne seront pas discriminants, et il peut alors être intéressant de chercher à réduire ce nombre de coefficients (caractéristiques). L'objectif de l'analyse multi-échelles, dans notre étude, est de réduire la quantité d'informations en conservant uniquement les coefficients w^{j,k_j} les plus informatifs. En effet, la transformée en ondelettes est très utilisée pour la compression d'images et de données. Plusieurs stratégies peuvent alors être mises en place.

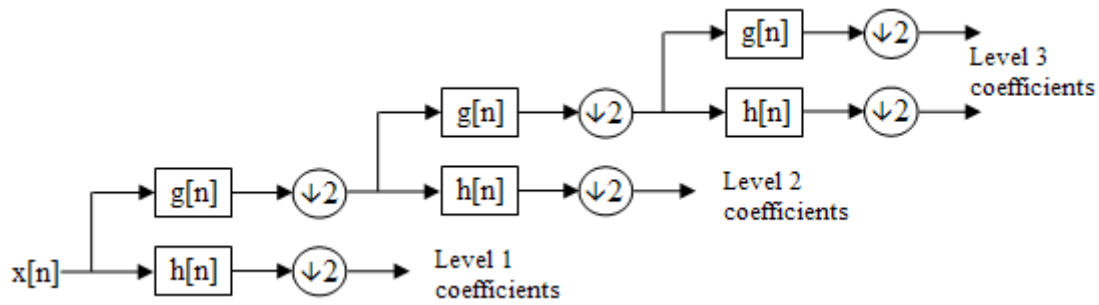


FIGURE 3.4 – Filtrages successifs dans le cadre d'une décomposition en ondelettes

Réduction du nombres de caractéristiques

Entropie maximale. Une méthode permettant de réduire le nombre de caractéristiques est de choisir les plus "intéressantes" selon un certain critère, et d'annuler les autres. En débruitage ou compression par exemple, ce choix se fait par seuillage, en gardant donc les coefficients qui ont les valeurs absolues supérieures à un certain seuil (voir par ex [22]).

Si l'objectif est la classification, un choix utilisé dans la littérature est de ranger les coefficients par entropie décroissante (en calculant l'entropie d'un coefficient donné w^{j,k_j} sur l'ensemble des signaux à classer), et de choisir d'en garder un certain nombre en les classant par ordre de pertinence, les plus entropiques [71].

Cette notion d'entropie a été introduite par Shannon [83]. Soit une variable aléatoire discrète X , l'entropie est définie comme la moyenne de la quantité d'information apportée par les réalisations de celle-ci. Cette théorie a été très utilisée en traitement de l'information et particulièrement en codage et compression des données.

L'entropie associée à une variable aléatoire discrète X , ayant des réalisations $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ suivant une distribution de probabilité $\{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ se définit comme :

$$H[X] = - \sum_{i=1}^N p_i \ln(p_i) \quad (3.12)$$

En utilisant (3.12) pour les variables $X = w^{j,k_j}$, on peut donc calculer l'entropie associée à chaque coefficient d'ondelette w^{j,k_j} sur les N signaux que l'on souhaite classer et choisir ensuite les coefficients ayant l'entropie maximale. En fonction du nombre de coefficients choisis, la dimension de l'espace de classification sera plus ou moins grande.

Variance maximale. Une autre stratégie pourrait consister à choisir les coefficients de variance maximale et pas d'entropie maximale, c'est à dire ceux qui varient le plus sur l'ensemble des N signaux. Cette stratégie est néanmoins sous-optimale, dans le sens où il est possible que la variance soit assez uniformément distribuée sur l'ensemble des coefficients. Il pourrait être plus intéressant de trouver un nouvel espace de représentation des données (des nouvelles caractéristiques) qui "concentre" la variance totale des données sur un nombre réduit de caractéristiques.

On pense ici à l'analyse en composante principale (ACP). L'ACP consiste à transformer des variables corrélées entre-elles en nouvelles variables décorréelées. Pour ce faire, elles sont projetées dans un nouveau repère. Ces nouvelles variables sont appelées "axes principales". Cela permet alors de rendre l'information moins redondante et, en choisissant les premières composantes principales seulement, de diminuer la taille des données utiles. Les premiers travaux sur

ce sujet sont à mettre au crédit de Karl Pearson [67], en 1901. Mathématiquement, les données subissent une projection orthogonale suivant les axes de plus grande variance. L'axe ayant la plus grande variance est appelé "première composante principale", le second se nomme "seconde composante principale", et ainsi de suite. Dans notre cas, si on considère une matrice \mathbf{W}_X qui regroupe tous les coefficients d'ondelettes des N signaux (un signal par ligne, un coefficient par colonne), les axes principales peuvent être obtenues comme les vecteurs propres de la matrice $\mathbf{W}_X^T \mathbf{W}_X$. La réduction de dimension se fera en choisissant les premiers vecteurs propres uniquement (correspondant aux valeurs propres les plus grandes). Si on note \mathbf{U} ($T \times T$, avec T le nombre de coefficients d'ondelette de chaque signal) la matrice des vecteurs propres et on choisit les p premiers $\mathbf{U}_{[1..p]}$, les nouvelles caractéristiques des N signaux seront regroupées dans une matrice $\mathbf{C} = \mathbf{W}_X \mathbf{U}_{[1..p]}$ de dimension $N \times p$, c'est à dire contenant p caractéristiques pour chaque signal.

Si la distribution de probabilité est une gaussienne, alors il est équivalent de chercher à maximiser l'entropie et la variance.

Toutes ces méthodes seront appliquées à nos données avant de servir de données d'entrée à différents classifieurs. Présentons les méthodes de classifications utiles à nos travaux.

3.2.3 Classification

A ce stade, on considère que les données ont été formatées pour simplifier leur classification. Elles ont subi un certain nombre de transformations et doivent maintenant être classées. Évidemment, les traitements que l'on a décrit précédemment (ondelettes, classement par entropie décroissante, ACP, etc) pour formater les données et les rendre plus simplement classables vont influencer sur les performances des classifieurs utilisés. C'est à l'opérateur de savoir quels traitements sont susceptibles d'améliorer les résultats de classification, tout en sachant qu'en théorie un traitement peut améliorer la classification d'un classifieur A et détériorer celle d'un classifieur B. On se concentrera ici sur les classifieurs supervisés, puisqu'il est possible d'obtenir des couples entrée-sortie dans notre étude.

La classification, ou, en utilisant un terme plus récent et plus général, le Machine Learning (ML) est une grande famille qui regroupent un très grand nombre d'algorithmes, que l'on classe classiquement par approximation deux grandes familles : **la classification supervisée** et **la classification non-supervisée**.

Une classification non supervisée est un problème dont l'objectif pour l'algorithme est d'extraire des groupes dans le jeu de données présentant des caractéristiques communes. Le nombre de classes n'est à priori pas connu. C'est l'algorithme qui doit le déterminer.

L'autre grande famille est la classification supervisée. L'objectif de l'apprentissage supervisé est d'apprendre une fonction de prédiction à partir de données labélisées.

Les algorithmes supervisés sont très efficaces. Ils ont montré leur efficacité dans la quasi-totalité des domaines. Il ne sera pas possible d'être exhaustif ici mais on peut citer des exemples dans le domaine de la santé [70], dans la biométrie comportementale (frappologie) [75], dans la reconnaissance d'expression du visage [48].

L'objectif n'est pas de décrire tout ce qui existe en terme de classification, mais de lister les grandes lignes qui ont été testées dans le cadre de nos travaux.

L'utilisation de l'apprentissage non supervisé ne nous intéresse pas ici. En effet, notre objectif est de reconnaître des individus en analysant leur gestes (à travers les signaux enregistrés pendant la phase d'approche et celle d'éloignement de l'émetteur NFC). Nous allons donc d'abord créer une base d'apprentissage, qui nous permettra de disposer de données étant labélisées et donc mettre en place une classification supervisée.

Analyse discriminante

L'analyse discriminante est une technique statistique qui vise, à partir d'un ensemble d'observations labéllisées et donc réparties en classes, à extraire des paramètres statistiques de chaque classe (en principe la moyenne et la matrice de covariance). En supposant des classes gaussiennes, ces deux paramètres caractérisent complètement leur lois de probabilités et donc en particulier la probabilité d'appartenance à une classe donnée de chaque observation. Dans un deuxième temps, pour toute nouvelle observation (dans notre cas une nouvelle courbe enregistrée pendant le geste volontaire d'un individu), l'analyse discriminante calcule sa probabilité d'appartenance aux classes paramétrées précédemment et décide de classer l'observation dans la classe la plus probable.

Géométriquement parlant, l'analyse discriminante trace des frontières entre les classes (pour les points sur les frontières, les classes d'un côté et de l'autre sont équiprobables). En fonction de la manière de calculer les matrices de covariance de chaque classe (la même pour toutes ou différente d'une classe à une autre), les frontières seront linéaires ou quadratiques, et on parle respectivement d'analyse discriminante linéaire ou quadratique.

Séparateurs à Vaste Marge

Les séparateurs à vaste marge (en anglais Support Vector Machine, SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de discrimination et de régression. Les SVM sont une généralisation des classifieurs linéaires (comme l'analyse discriminante). Les premiers SVM sont à mettre au crédit de Vapnik [89], un mathématicien et informaticien soviétique, dans les années 90.

Ces séparateurs se basent sur 2 idées clés. La première idée est le concept de marge maximale. La marge correspond ici à une distance entre les échantillons d'une classe et la frontière de séparation. Dans le cadre d'un problème à deux classes linéairement séparables, on cherche à maximiser la distance entre la frontière et les échantillons les plus proches.

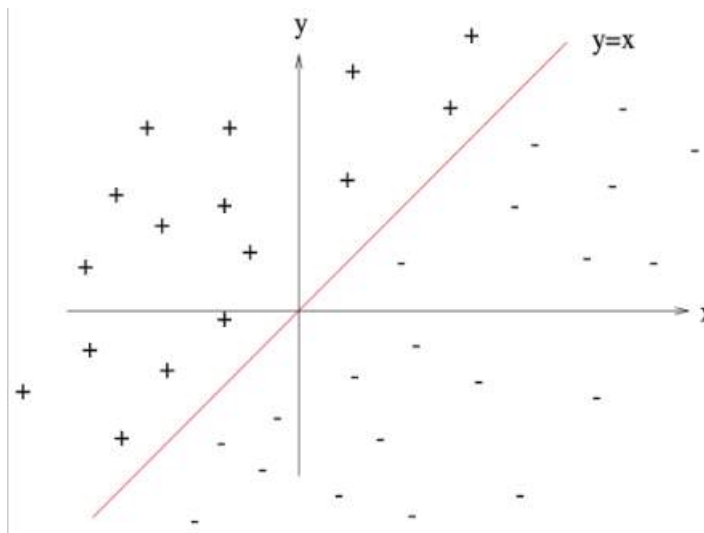


FIGURE 3.5 – Maximisation de la distance marge/échantillons

Dans le cas où les problèmes ne sont pas linéairement séparables (ce qui est très souvent le cas dans la pratique), la deuxième idée des SVM est d'augmenter la dimension de l'espace

de représentation afin de rendre probable l'existence d'une séparation linéaire. Dans le cas où la fonction discriminante h est linéaire, et obtenue par une combinaison linéaire d'un vecteur d'entrée $x = (x_1, \dots, x_N)^T$, avec un vecteur de poids $w = (w_1, \dots, w_N)^T$

$$h(x) = w^T x + w_0 \quad (3.13)$$

Cette fonction h permet de classer les échantillons. Si $h(x) < 0$, alors les échantillons appartiennent à une première classe. Si $h(x) > 0$, ils appartiennent à la seconde. La frontière est donc déterminée par la droite (ou, dans un espace à plusieurs dimensions, par l'hyperplan $h(x) = 0$).

Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont apparus en 1957 grâce au travail de Franck Rosenblatt sur le Perceptron [78]. Très peu utilisés au départ (car gourmands au niveau des temps de calcul), ils connaissent un nouvel essor depuis quelques années avec le développement de calculateurs plus puissants. Les réseaux de neurones s'inspirent du fonctionnement de neurones biologiques. Ils constituent une boîte noire, paramétrable, qui permet à la fois de réduire la taille du problème. Historiquement, le Perceptron est le premier modèle permettant d'apprendre par expérience. Le fonctionnement du perceptron est schématisé à la (figure 3.6).

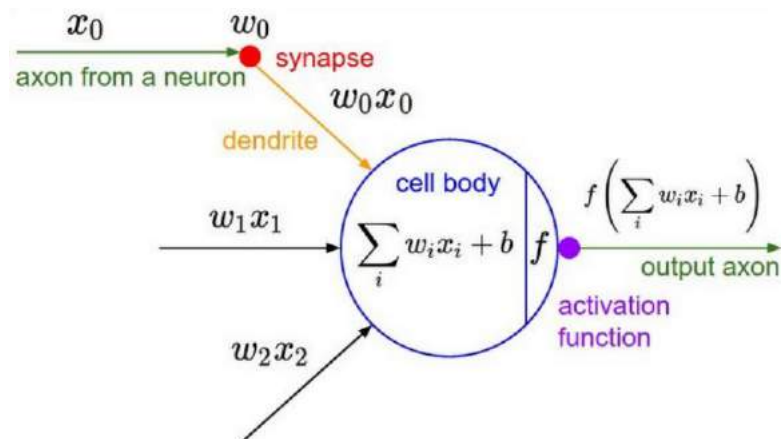


FIGURE 3.6 – Fonctionnement d'un perceptron

Le Perceptron intègre deux composantes fondamentales présentes dans les neurones biologiques : les neurones (noeuds) et les synapses (poids associés à chaque liaison entrante). Une fonction d'activation, à la sortie du Perceptron, permet d'activer ou non une sortie en fonction du coût calculé par le neurone.

Comme tout algorithmes d'apprentissage automatique, une phase d'apprentissage est nécessaire. Cette phase d'apprentissage se fait en respectant la loi de Hebb [76]. Cette loi conduit à l'algorithme itératif suivant :

- minimiser l'erreur entre la sortie mesurée et la sortie désirée
- ajuster les poids dans cette phase d'apprentissage

Beaucoup d'itérations sont nécessaires pour ajuster les poids.

L'architecture du Perceptron fait qu'il lui est impossible de résoudre des problèmes non linéaires ou de connexités. Pour pallier ce problème, David Rumelhart et Yann Le Cun proposèrent quasi-simultanément en 1986 ce qui l'on nomme actuellement le Perceptron multi-couche

(MLP pour Multi-Layer Perceptron en anglais). Les MLP se basent sur ce que l'on nomme la rétro-propagation du gradient, mise en place en 1974 par Paul Werbos. Cette rétro-propagation consiste à calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone, de la dernière couche vers la première.

3.3 Méthodologie proposée

Nous allons maintenant présenter notre approche, de l'acquisition du signal jusqu'à son traitement final. Avant de décrire les étapes de traitement de signal que nous proposons, nous allons décrire la base de données sur laquelle cette méthodologie a été évaluée.

3.3.1 Base de données

La technologie que l'on souhaite développer n'existe nulle part ailleurs. En ce sens, on ne dispose d'aucunes données expertisées donc nous devons les enregistrer nous-mêmes. De plus, la mesure est dépendante de la technologie développée. Ainsi, la création des différents dispositifs successifs a engendré la constitution d'autant de bases de données différentes. Les processus et les méthodes de capture de signaux ont évolué tout au long de cette thèse. Décrivons le processus de création de façon générale.

Dans le cadre d'une création de base de données, il est préférable d'avoir une idée des informations utiles à stocker. Cette connaissance préalable, basée sur l'intuition et le savoir de l'expérimentateur, permet d'effectuer un premier tri parmi les informations disponibles. Par information utile on entend ici à la fois les signaux qui vont nous servir par la suite pour la classification (biométrie) et les conditions dans lesquelles les mesures ont été prises et qui sont susceptibles d'influer sur ces signaux (méta-données).

Signaux. Dans le cadre de l'étude du geste volontaire et de son enveloppe, dans un souci d'éviter toute perte d'information potentiellement utile pour la classification, nous avons décidé de stocker l'ensemble du geste volontaire, avec un échantillonnage aussi fin que possible. En récupérant l'intégralité de ce geste, on est certain de recueillir l'intégralité de l'information potentiellement exploitable. On essaie d'avoir la période d'échantillonnage d'une durée aussi faible que possible. En effet, il est toujours possible de sous-échantillonner un signal à posteriori si l'information est jugée redondante. En revanche, l'inverse n'est pas vrai sans approximations (méthodes d'extrapolations par exemple).

Le fait d'échantillonner le signal très finement implique aussi des verrous techniques à lever. En effet, la capacité de stockage des microcontrôleurs est limitée. Ce problème de mémoire a été contourné en envoyant, au fil de l'eau, l'ensemble des échantillons au smartphone par l'intermédiaire de la liaison USB dans une première version. Par la suite, étant limité par le débit de transfert de cette liaison USB, une mémoire a été ajoutée au dispositif. Une fenêtre glissante de 5s est enregistrée en permanence par le dispositif. Lorsqu'un geste est détecté, l'ensemble des échantillons est dépilé de manière asynchrone dans le téléphone. Bien sûr, cela engendre un délai supplémentaire qui ne serait pas tolérable si le service était développé sur le marché. On peut imaginer à terme que tout sera intégré dans le téléphone, mais cela permet ici d'effectuer une preuve de faisabilité du point de vue du traitement du signal.

Méta-données. Afin de limiter les erreurs de jugement liées à de mauvaises interprétations de mesures, il est nécessaire de lister les paramètres susceptibles d'influencer directement la mesure

[56]. Si un processus dépend de 3 paramètres discrets différents A, B et C

$$\{a_i | i = 1, \dots, l\}, \{b_j | j = 1, \dots, m\}, \{c_k | k = 1, \dots, n\} \quad (3.14)$$

- Premier essai : $a_1, b_1, c_1 \Rightarrow$ Résultat 111
- Deuxième essai : $a_2, b_2, c_2 \Rightarrow$ Résultat 222
- $(l \times m \times n)$ ième essai $a_l, b_m, c_n \Rightarrow$ Résultat lmn

Le nombre d'essais peut très rapidement devenir très grand si l'objectif est d'obtenir des mesures exhaustives. On parle alors d'explosion combinatoire. Dans notre cas d'étude, les paramètres principaux pouvant apporter de la variabilité apparente sont les suivants :

- la tenue vestimentaire
- la position du mobile
- l'humeur et le temps dont dispose la personne venant se faire enregistrer

Cette liste n'est pas exhaustive mais les principaux critères de variabilité sont ceux présentés ci-dessus. Ces facteurs peuvent varier d'un jour à l'autre pour le premier, et même au cours d'une journée pour les deux suivants. Ces paramètres amenant de la variabilité dans les mesures ne doivent pas en principe être utilisés pour discriminer un individu (sauf s'ils sont connus *a priori*, auquel cas il faudra entraîner des classifieurs distincts pour les différentes conditions).

En pratique, pour construire les bases de données de travail, les configurations retenues sont simples et correspondent à des cas au plus près de ce qu'il peut se passer dans la vie de tous les jours.

Une première configuration : le dispositif IBC est placé dans la poche de l'utilisateur



FIGURE 3.7 – Première configuration de mesure pour créer la base de données : le dispositif est placé dans la poche de l'utilisateur, comme sur la photo

Ensuite, une autre configuration retenue consiste à placer le dispositif dans un sac à dos. Nous avons utilisé le même sac à dos pour tous les participants pour ne pas avoir de facteur de variation supplémentaire.

Variabilité des données inter-individus

Avant d'analyser des données, il est nécessaire d'évoquer un défi particulièrement présent tout au long de notre étude : la variabilité des données mesurées. Ici, on ne parle pas de variabilité dû à un changement de paramètres (dispositif dans la poche puis dans un sac). Dans des conditions qui



FIGURE 3.8 – Deuxième configuration de mesure pour créer la base de données : le dispositif est placé dans un sac à dos, comme sur la photo

semblent identiques, a plusieurs heures d'intervalle, des résultats différents peuvent être obtenues alors que l'on s'attendrait à obtenir des résultats globalement stables. Cette variabilité peut être de trois formes :

- variabilité biologique
- variabilité temporelle
- variabilité de la mesure

La variabilité biologique est liée à un individu. C'est ce qui différencie une personne d'une autre. C'est un paramètre intéressant d'un point de vue biométrique car il définit les frontières dans lesquelles se trouve l'ensemble des valeurs d'un individu. On parlera d'intra-variabilité pour définir cette notion. Les variabilités temporelles ou de mesures sont liées aux évolutions de certains paramètres dans le temps ou dans la prise de mesure. Un même sujet peut être soumis à ces variabilités et ne sont pas intéressantes d'un point de vue biométrique.

L'aspect dynamique d'un geste est en effet beaucoup sujet à la variabilité intra-individuelle. Contrairement aux technologies d'identification classiques comme les empreintes digitales, les caractéristiques discriminantes ne sont pas figées dans le temps. C'est le cas globalement avec toutes les biométries dites comportementales. Dans le cadre de la reconnaissance d'écriture, Adak [2], cite notamment l'humeur, la place pour écrire, la vitesse ou encore le crayon utilisé. Chaque technologie a des limites propres et ses critères de variabilité lui sont donc également propres. Pour la biométrie IBC que l'on cherche à mettre en place, la variabilité du potentiel électrique mesuré dépend en partie de l'humeur, le temps que l'on a devant soit, la position ou encore la forme de l'émetteur.

Cette variabilité est donc à prendre en compte lors de la création de la base de données. Il faut chercher à être aussi représentatif que possible du contexte dans laquelle cette technologie peut se développer.

Contraintes ergonomiques

Une nouvelle base de données a été enregistrée à chaque nouvelle version de prototype développé. Cela se justifie par le fait que les composants (et la carte électronique dans son ensemble) évoluait. Ces bases de données nous ont permis d'affiner les traitements successifs appliqués aux signaux pour en extraire la partie informative. Il serait trop long de présenter chaque test (souvent non concluants) et cela n'aurait que peu d'intérêt. Nous allons ici nous concentrer sur la dernière base de données enregistrée, avec le dernier prototype créé, et nous allons expliquer et justifier les choix faits. Ces choix sont donc le fruit de l'ensemble des expériences recueillies durant les 3 ans de cette thèse. Dans la dernière base enregistrée et sur laquelle les résultats quantitatifs vont être présentés, nous avons souhaité nous placer au plus près du contexte réel. Il n'est pas possible de demander aux personnes de s'enrôler plusieurs jours consécutivement, puisque un émetteur NFC est nécessaire et peu présent dans les habitations. Comme ce chapitre vise à présenter des résultats qu'il est possible d'obtenir dans l'immédiat sous les contraintes imposées par Orange, la dernière base de données prend en compte ces contraintes d'enrôlement.

Le nombre de courbes enregistré a également été choisi à 10 pour que cela ne soit pas trop fastidieux pour les utilisateurs. Les résultats seraient possiblement meilleurs dans d'autres conditions et avec plus de données, mais l'objet de ce chapitre est d'estimer ce qu'il serait raisonnable de faire, si la technologie arrivait demain sur le marché. Il n'est pas envisageable dans cette section d'imposer des contraintes trop fortes qui ne seraient pas acceptées par Orange et par la population en général. Par ailleurs, selon nos observations, il est de toute manière inutile d'enregistrer trop de courbes en une seule fois, car le geste se détériore s'il est répété trop de fois consécutivement. En effet, le comportement se "robotise" et on perd l'aspect naturel du geste qui est censé caractériser une personne.

La base de données présentée est celle obtenue avec le dernier prototype, qui possède des mémoires supplémentaires. Il est possible d'avoir une capacité de stockage d'environ 200 kilo octets supplémentaires. La vitesse d'horloge du convertisseur Analogique-digital du micro contrôleur est de 200 kHz. Techniquement, cela se traduit par une nouvelle période d'échantillonnage de $40\mu s$. Un temps d'échantillonnage plus faible entraîne des erreurs de conversion. Cela permet d'obtenir des courbes de 120 000 points, soit 24 fois plus que lors de nos premiers essais. Cette base est constituée de 59 individus. Cela représente donc 590 fichiers labellisés de 120 000 points.

Les données sont anonymisées [77] afin de respecter les recommandations européennes en terme de protection des données personnelles. La table des correspondances est stockée localement sur un autre ordinateur, conformément à ce qui est recommandé dans la norme.

3.3.2 Segmentation

Le pré-traitement que nous proposons s'inspire de celui de la dérivée filtrée présentée dans le paragraphe 3.2.1. En revanche, certaines adaptations ont été nécessaires pour respecter les contraintes physiques du dispositif. En effet, lorsque le prototype IBC est en fonctionnement, il est en recherche perpétuelle de gestes volontaires. Cette recherche continue s'accompagne d'un enregistrement du signal capté lors des 5 dernières secondes dans un buffer circulaire. Lorsqu'un geste est détecté, il suffit de dépiler ce buffer pour retrouver les 5 dernières secondes qui contiennent le geste volontaire (les différentes courbes de la figure 3.11). Décrivons les étapes de notre algorithme et voyons ce qui est commun et ce qui le différencie de l'algorithme de la dérivée filtrée. La première grosse différence est que nous effectuons deux fois l'algorithme. En effet, le fait de poser sa main sur un émetteur puis de la retirer crée une forme de type créneau. Il y a donc deux changements bruts de moyenne, correspondant à la phase d'approche de la main puis

à la phase de retrait. La phase de segmentation correspond donc à deux recherches de sauts de moyennes.

1. La première étape de l'algorithme correspond au calcul du module de la dérivée du signal. L'intérêt d'utiliser la valeur absolue de la dérivée est de diminuer la complexité de l'algorithme. On ne se soucie ainsi pas des signes et l'algorithme permettant de détecter un saut de moyenne "positif" (phase d'approche) est le même que celui permettant de détecter un saut "négatif".

La figure 3.9 permet de visualiser 3 gestes volontaires, ainsi que la valeur absolue de la dérivée qui découle de ce signal (même tracé de signal brut que dans la figure 3.1).

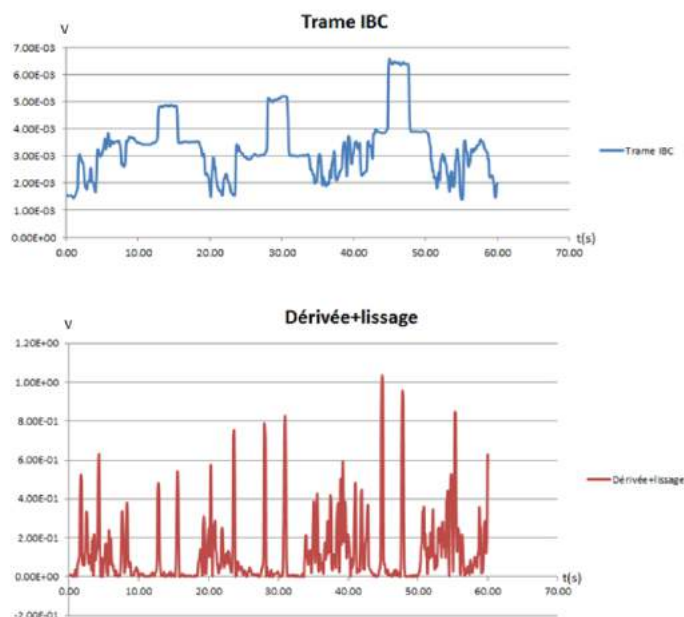


FIGURE 3.9 – Représentation de l'enveloppe en bleu et de la valeur absolue de sa dérivée en rouge pour 3 gestes volontaires

En regardant de plus près la dérivée redressée du signal lors de l'apparition d'un geste volontaire, on constate l'apparition de deux pics entrecoupés d'une zone où la dérivée $V_d(t)$ est quasi nulle. La dérivée est définie ici comme une différence numérique entre deux échantillons (avec τ la durée de la fenêtre de filtrage).

$$V_d(t) = V(t) - V(t - \tau) \quad (3.15)$$

La fréquence des gestes volontaires n'est que de quelques hertz. La détection d'un geste volontaire est donc un phénomène lent comparativement à cette fréquence d'échantillonnage qui est d'environ 25 kHz. Si on grossit la zone correspondant à un geste volontaire, la dérivée redressée est présentée à la figure 3.10.

2. Les deux pics que l'on observe correspondent ainsi aux deux sauts de moyennes que l'on cherche. La présence d'un geste volontaire est marquée par la succession de ses deux pics, dans un intervalle compris entre 1 et 2.5 secondes. Cette fenêtre temporelle est un choix de conception et correspond au temps de pose de la main moyen que l'on a observé chez

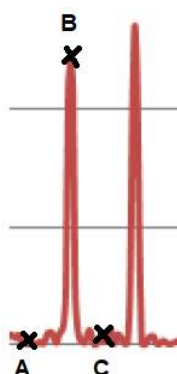


FIGURE 3.10 – Représentation de la valeur absolue de la dérivée de l'enveloppe à partir de l'enregistrement d'un geste volontaire

l'ensemble des individus. Concentrons-nous sur le premier pic à détecter. Nous avons placé 3 points sur le graphique pour expliquer notre méthode et voir les différences avec l'algorithme de la dérivée filtrée. Avec l'algorithme de la dérivée filtrée, seulement deux points sont nécessaires : A et B. Une différence est alors effectuée entre les valeurs du potentiel en ces deux points, et cela est comparé à un seuil. Si la valeur de la différence est supérieure à un seuil, alors l'algorithme détecte un saut de moyenne. A cette étape, nous avons du modifier l'algorithme. En effet, nous avons montré précédemment que la tenue vestimentaire impactait directement l'amplitude du signal mesuré (sect3.3.1). Il n'est ainsi pas possible de définir un seuil universel de telle sorte que la différence entre deux échantillons soit supérieure à un seuil. En revanche, si on effectue le quotient $\frac{A}{B}$, que l'on va comparer à un seuil, alors on normalise les signaux.

Dans le cas de l'algorithme de la dérivée filtrée, le seuillage est présenté à l'équation 3.16.

$$B - A > \text{Seuil} \Leftrightarrow \frac{B}{A} - 1 > \frac{\text{Seuil}}{A} \quad (3.16)$$

Si on place non plus le seuil par rapport à la différence des échantillons mais par rapport à leur quotient, alors on obtient l'équation 3.17

$$\frac{B}{A} > \text{Seuil} \quad (3.17)$$

Le seuil prend en compte le rapport entre B et A. A et C peuvent être vus comme les niveaux de bases du signal et B comme étant le pic que l'on cherche à détecter. Ainsi, cela permet de s'adapter aux variations d'amplitudes des différents gestes enregistrés. Une autre adaptation est effectuée sur notre algorithme. Nous avons montré à la figure 3.10 que le saut de moyenne est encadré par deux plateaux. On ne se contente donc pas de simplement deux points A et B, mais nous en utilisons un troisième. Ainsi, pour détecter un saut de moyenne, l'équation 3.17 doit être respectée mais on ajoute la contrainte supplémentaire de l'équation 3.18.

$$\frac{C}{B} > \text{seuil} \quad (3.18)$$

Les points A et C sont situés à 400ms du point B. Ce temps correspond à la durée maximale observée de la phase d'approche ou de retrait de la main. La valeur du seuil est quant à

elle fixée à 0.08. Si deux pics sont détectés sur une fenêtre temporelle comprise entre 1s et 2.5s, alors on considère que l'on a détecté un geste volontaire.

Les seuils (de montée et de descente) ont été choisis ici de telle sorte que le taux de faux positifs soit nul. Parmi tous les traces enregistrées pendant la phase de création de l'algorithme, le seuil choisi permet donc d'éviter d'enregistrer des zones ne contenant aucun geste volontaire.

Dans cette étape que l'on nomme pré-traitement, on cherche donc à détecter deux sauts successifs (qu'ils soient vers le haut ou vers le bas). Cela doit nécessairement être effectué par le microcontrôleur. Ces microcontrôleurs embarqués sur des cartes électroniques ne sont pas capables d'effectuer un grand nombre d'opérations simultanément. Ici, nous souhaitons disposer d'un nombre de points très important pour obtenir un signal aussi fin que possible. L'objectif de l'algorithme utilisé, basé sur les équations 3.17 et 3.18, est de ne pas consommer inutilement des ressources au microcontrôleur. L'algorithme utilisé, basé sur la détection de variations brusques de la dérivée, a pu être éprouvé pendant les 3 ans de thèse et donne de très bons résultats. En effet, lors de l'enregistrement de la base de données finale (voir sous-section 3.3.1), tout le monde s'est enrôlé sans soucis. Le nombre de faux positifs est nul. Avec un seuil fixé aussi bas, aucun geste volontaire (qui n'en serait pas un) n'a été enregistré pendant toute la campagne de mesures. En revanche, cela implique que certains gestes ne soient pas acceptés. Il est délicat de donner le taux de faux négatifs ici. En effet, ce taux va dépendre de la personne. Les premiers gestes sont souvent refusés car les personnes ne laissent pas leur main posée sur l'émetteur suffisamment longtemps. Une fois cet obstacle passé, plus de 90% des gestes volontaires sont acceptés.

3.3.3 Extraction de caractéristiques

Données brutes

L'étape de pré-traitement précédente ne cherche pas encore à extraire les intervalles de mouvement, a priori les plus intéressants comme expliqué précédemment. Au contraire, on cherche à disposer de l'intégralité des données représentant le geste, quel que soit l'individu qui vient de l'effectuer. Ces données contiennent l'information que l'on utilisera, si possible, pour la biométrie comportementale, c'est à dire pour la reconnaissance et la classification des individus en fonction de leur gestes.

Comme expliqué précédemment, il existe des méthodes de classification qui se basent directement sur les données brutes, en particulier le "deep learning". Dans notre cas, le "deep learning" n'est pas une solution envisageable, du moins dans l'état actuel des recherches. D'une part, la base de données n'est pas suffisamment grande, d'autre part les ressources de calcul sont en principe limitées, ou on souhaite les limiter au maximum. Nous avons néanmoins commencé par analyser l'hypothèse d'une classification à partir des données brutes, c'est à dire des courbes $V(t)$ de chaque geste après segmentation.

Cependant, comme illustré à la figure 3.11, les créneaux ainsi détectés peuvent varier pour un même individu d'une acquisition à une autre. Outre l'amplitude différente due à la position du mobile, les créneaux pourtant issus d'un même individu pour une même position du téléphone ne sont pas tous identiques en amplitude, ni de la même longueur.

Amplitude. Lorsque l'individu porteur du dispositif NFC est relativement loin de l'émetteur NFC, le canal "corps" n'est pas dominant par rapport au canal "air". Ce constat implique que le niveau de départ signal $V(t)$ dépend des caractéristiques de l'environnement, ainsi que de la distance entre l'individu et l'émetteur. Ces caractéristiques peuvent varier entre deux gestes successifs (la position, la posture, les vêtements de l'individu peuvent varier, ainsi que les caractéristiques électriques du milieu (humidité, présence d'autres objets ou individus, etc)).

Durée. La longueur du créneau dépend de la durée pendant laquelle l'utilisateur pose sa main sur l'émetteur. Comme l'amplitude, cette durée peut ne pas être constante, elle dépend du degré de fatigue, de l'état psychologique de l'individu à identifier (calme, pressé par le temps, etc). La durée ne peut être prise comme une caractéristique discriminante puisqu'elle est sujette à de grandes variations.

Au vu des considérations précédentes, l'utilisation de l'ensemble des échantillons du geste volontaire ne semble pas adaptée pour une biométrie. Il est nécessaire de tronquer le signal pour en extraire de l'information utile.

Données tronquées : segmentation des fronts

Pour étudier l'aspect comportemental de cette biométrie, les zones sans mouvement n'ont que peu d'intérêt⁶. On conservera donc uniquement les zones où le potentiel varie dans cette première analyse. Autrement dit, les parties du signal $V(t)$ qui vont nous intéresser pour la biométrie seront les phases de mouvement, c'est à dire les fronts montants et descendants correspondant aux phases d'approche et d'enlèvement de la main du terminal NFC.

Pour détecter ces phases, on suppose que l'on dispose de données préalablement segmentées, comme illustré dans la figure 3.11.

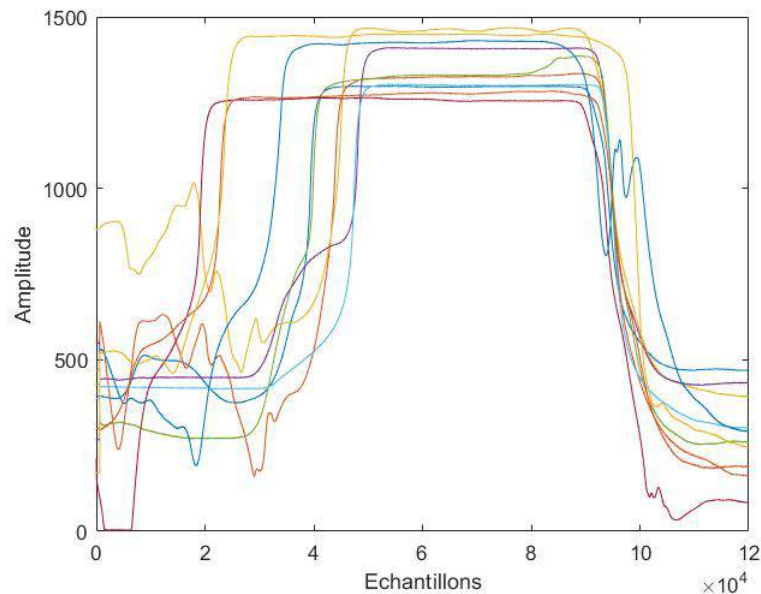


FIGURE 3.11 – Représentation des enveloppes détectées pour 10 enregistrements d'un même individu, sans pré-traitement

Comme expliqué précédemment, on cherche à extraire les zones de mouvements de la main de l'utilisateur. L'extraction des zones de mouvement n'est pas effectuée en temps réel par le

6. En revanche, ces zones ont un intérêt particulier pour l'étude de paramètres intrinsèques puisque le signal ne dépend alors plus que de la conduction du corps humain. Il faudrait alors être en mesure d'envoyer des signaux particuliers durant cette phase, afin de mettre en place des méthodes d'identification. Cette approche sera développée au chapitre suivant. Dans ce chapitre, on souhaite rester dans le cadre imposé par Orange : nous utilisons donc des émetteurs classiques qui ne sont pas paramétrables. Ainsi, l'aspect statique n'a donc que peu d'intérêt, puisque cette phase se traduit par un gain constant dépendant principalement de la tenue vestimentaire de l'individu et éventuellement de la position de sont portable (poche, sac, ...).

microcontrôleur, qui ne peut effectuer que des calculs élémentaires (additions, soustractions). Cela serait potentiellement possible, mais l'objectif est de le solliciter au minimum pour qu'il puisse utiliser son convertisseur analogique-numérique à sa fréquence d'horloge maximale. Plus le nombre d'échantillons converti est grand et plus la signature physio-dynamique d'un individu sera informative.

Nous disposons donc d'un enregistrement de 5 secondes contenant obligatoirement un geste volontaire. L'algorithme implémenté dans le microcontrôleur effectue des calculs de détection de changements de moyenne sur des valeurs directement obtenues par le convertisseur analogique digital du microcontrôleur. Les échantillons que l'on utilise ici ont ensuite été stockés dans une mémoire puis ont été transférés par une liaison bluetooth. Des erreurs de transmissions peuvent avoir lieu. Pour limiter ses erreurs (rares mais présentes), un filtrage est nécessaire à cette étape. Comme nous n'étudions pas la porteuse du signal modulée par le geste volontaire, ce signal est basse-fréquence (quelques Hz). On peut donc choisir un filtrage passe bas avec une fréquence de coupure relativement basse. Un filtre de Butterworth d'ordre 2, avec une fréquence de coupure à 50Hz, remplit parfaitement ce rôle.

Détaillons maintenant l'algorithme de segmentation des fronts, pour récupérer la partie informative du signal. Pour que le déroulement de l'algorithme soit plus compréhensible, nous allons présenter les étapes successives subies par une seule des 10 courbes représentées sur la figure 3.11.

L'algorithme mis en place commence par identifier la localisation temporelle du palier. On appelle palier la zone correspondant au moment où la main et l'émetteur sont en contact. Ce palier correspond logiquement au moment où le potentiel est maximal, puisque le corps humain est en contact avec l'émetteur NFC. On considère que l'on se situe sur le palier tant que le potentiel reste supérieur à 90% de la valeur maximale atteinte par le potentiel électrique sur l'enregistrement. Cela permet alors de définir deux temps t_1 et t_2 représentant les bornes temporelles inférieures et supérieures du palier (fig.3.12).

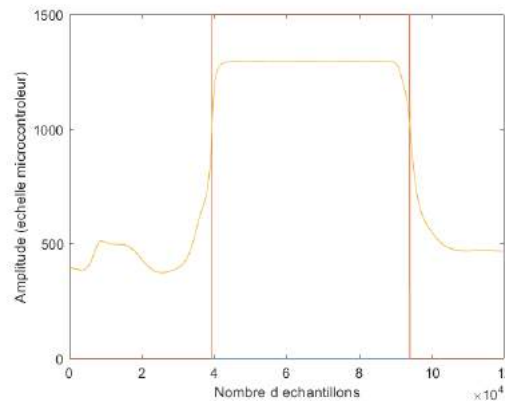


FIGURE 3.12 – Représentation de la réponse et du palier détectée sur la première des 10 courbes de la fig. 3.11

Les zones de mouvements se situent donc juste avant ce premier seuil pour la phase d'approche de la main, et juste après pour la phase de retrait. Pour affiner la détection de cette zone d'intérêt, la dérivée de ce signal est de nouveau calculée.

Ensuite, les temps $t_{1'}$ et $t_{2'}$ auxquels cette dérivée du potentiel atteint son maximum et son minimum sont recherchés dans le signal dérivée 3.13. En théorie, le maximum apparaît en fin d'approche de la main vers l'émetteur ($t_{1'}$ est proche de t_1). C'est en effet lors de cette phase que

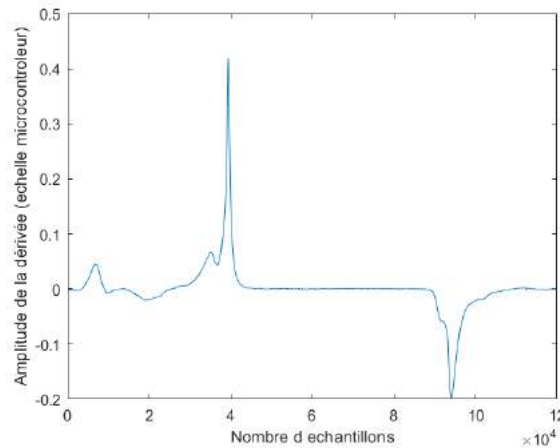


FIGURE 3.13 – Représentation de la dérivée du signal issu de la première des 10 courbes de la fig. 3.11

la vitesse de la main est la plus grande. Le minimum est également lorsque la main commence juste à s'éloigner de l'émetteur NFC (t_2' est proche de t_2).

On définit la phase ascendante comme l'intervalle de temps centré sur $T_1 = \min(t_1, t_1')$ et la phase descendante comme on l'intervalle de temps centré sur $T_2 = \max(t_2, t_2')$. Plus précisément, sur le signal présenté dans la figure 3.11, on conserve 350ms centrées sur T_1 et la même durée centrée sur T_2 (à la fréquence d'échantillonnage de 25 kHz, cela correspond à 8192 échantillons pour chacune des deux phases).

En appliquant ce pré-traitement sur l'ensemble des courbes de la figure 3.11, on obtient le résultat présenté dans la figure 3.14

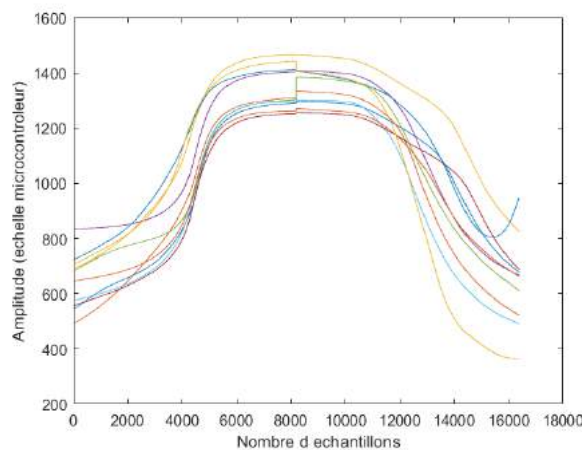


FIGURE 3.14 – Extraction des zones de mouvement de la main à partir des 10 courbes de la fig. 3.11

A cette étape, les données ont été normalisées d'un point de vue temporel, à un nombre d'échantillons fixé ($2 \times 8192 = 16384$ points). Ces courbes ne sont plus décrites par 120 000 descripteurs mais par 16384 seulement.

Dérivée des données

Les courbes présentées précédemment à la figure 3.11 suggèrent que l'amplitude n'est pas une caractéristique discriminante. Lorsque l'on parle d'amplitude, on parle également de valeur moyenne du signal. Il suffit par exemple de porter des vêtements moins ajustés ou de placer le dispositif dans un sac pour obtenir un potentiel électrique plus faible. De même, si le canal "Air" est plus ou moins conducteur (à cause de l'humidité ambiante par exemple), un niveau constant viendra s'ajouter au signal $V(t)$ en fin de chaîne d'acquisition. La valeur brute du potentiel mesurée à un instant t n'a donc que peu d'intérêt dans un objectif de reconnaissance d'un individu, puisqu'elle caractérise, en plus de l'individu lui-même, la position du mobile relativement à son corps ou le milieu environnant.

En revanche, nous faisons l'hypothèse que les dynamiques d'approches sont les mêmes quel que soit le niveau initial du potentiel. Pour rappel, la dynamique d'approche de la main s'apparente à la dérivée du potentiel par rapport au temps. Cette hypothèse signifie que la trajectoire et la dynamique à laquelle la main va s'approcher de l'émetteur vont être caractéristiques d'un individu. Pour mettre en lumière ces propriétés, la dérivée des signaux déjà recadrés temporellement (fig. 3.14) peut être tracée.

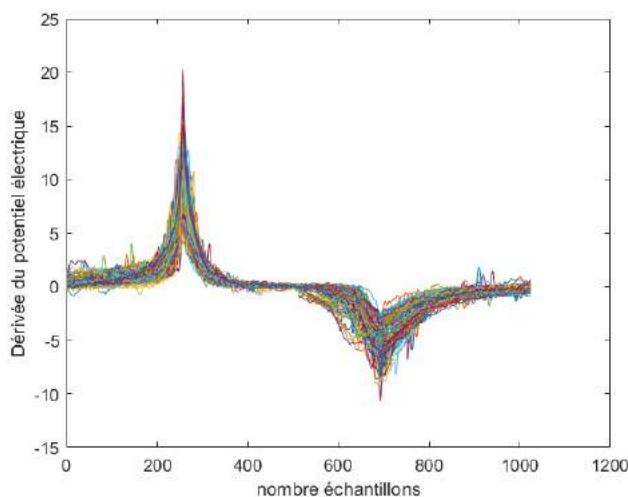


FIGURE 3.15 – Dérivée calculée pour normaliser l'amplitude du signal

Le fait de dériver ces signaux permet naturellement de ne plus tenir compte du niveau de base du signal. Les résultats obtenus, qui seront présentés en fin de chapitre (section 3.4), sont meilleurs en travaillant sur la dérivée du signal plutôt qu'en normalisant les signaux bruts. Cette opération permet également de conserver la quasi-totalité de l'information contenue dans le signal, à l'inverse d'une normalisation plus classique. De plus, une normalisation (placer les signaux entre 0 et 1 par exemple) risque de gommer les caractéristiques propres d'un individu.

3.4 Résultats

3.4.1 IBC et identification

Dans cette section, l'objectif va être d'évaluer des performances quantitatives de différentes techniques proposées précédemment. Nous avons présenté le dispositif au chapitre précédent et

décrit tout un ensemble de traitements et de classifieurs dans ce chapitre. Évaluons maintenant les performances de la biométrie IBC pour différents classifieurs et pour différents traitements permettant une extraction de différentes caractéristiques. On utilisera ici la dernière base de données créée, contenant 59 individus. Les tests s'effectueront à l'aide des classifieurs présentés précédemment : un réseau de neurones (perceptron avec une couche cachée contenant 100 neurones puis une couche de sortie avec un nombre de neurones égale au nombre de sorties/individus), un SVM linéaire et enfin une analyse discriminante linéaire. A cette étape, il est possible d'effectuer une première classification à partir des courbes de la base de données à l'aide d'un classifieur, et de vérifier que les classes trouvées correspondent bien à chaque fois à un individu différent. Les résultats que l'on obtient vont être dépendants non seulement du choix des caractéristiques retenues (donc du traitement que l'on a fait subir aux données brutes pour obtenir une signature) mais également du choix du classifieur. Un traitement particulier peut s'avérer pertinent et donner de très bons résultats avec un classifieur et au contraire en perturber un deuxième. Il est donc nécessaire, pour un traitement donné, de l'évaluer sur différents classifieurs.

Nous avons évalué les classifieurs dans des situations différentes, en supposant qu'ils doivent identifier, dans le cas le plus simple, un individu parmi quatre, et dans le cas le plus compliqué, un individu parmi les 59 dont se compose la base de données. Pour que les résultats soient pertinents, les résultats affichés sont des moyennes de 10 tirages aléatoires parmi les 59 classes. Plus précisément, pour le tableau présentant les résultats sur 4 classes, on tire 4 personnes aléatoirement parmi les 59 personnes de la base et on note, pour ces 4 classes, le pourcentage de courbes ayant été classées dans la bonne classe. En répétant cette opération 10 fois, on obtient alors une moyenne permettant de mieux juger des performances du classifieur. En effet, il se peut que 4 personnes aient des signatures plus ou moins ressemblantes. Effectuer 10 tirages aléatoires permet de lisser ces résultats. Lorsque les résultats sont présentés sur les 59 personnes de la base, on effectue quand même 10 classifications. En effet, l'initialisation des classifieurs fait que l'on obtient, à chaque test, des valeurs légèrement différentes.

Il est à noter que les résultats présentés ici sont uniquement basés sur des données non utilisées pendant la phase d'apprentissage. En effet, on sépare les données dont on dispose en une base d'apprentissage, une base que l'on nomme base de validation et une base de test. Comme son nom l'indique, la base d'apprentissage permet à l'algorithme d'apprendre à classer les données. La base de validation permet quant-à elle de donner un critère d'arrêt à l'algorithme pour ne pas entrer dans une phase de sur-apprentissage. Enfin, la base de tests contient des données qui permettront de quantifier les performances du classifieur en question.

Pour le classifieur de type "réseau de neurones", 70 % des données sont utilisées pour la phase d'apprentissage, 15% pour la phase de validation et 15% pour la phase de tests. Pour les autres classifieurs, le jeu de données est séparé en 5 classes. L'entraînement s'effectue sur 8 courbes (donc 4 des 5 classes), et des statistiques sont effectuées à l'aide des deux courbes restantes pour un individu. Une validation croisée s'effectue en répétant l'opération et en séparant les courbes différemment. Le critère retenu pour juger de la qualité de la classification est ce que l'on appellera **la fiabilité**. La fiabilité correspond ici au pourcentage de courbes, parmi l'ensemble de tests, placées dans la bonne classe par le classifieur. Une courbe d'un individu A doit être classée dans la classe A . Les statistiques utilisées se basent uniquement sur des données qui n'ont donc pas été utilisées pendant la phase d'apprentissage pour présenter nos résultats. Compte tenu de la taille de la base de données, on comprend pourquoi il est nécessaire d'effectuer des tirages aléatoires. Prenons le cas de 4 individus, avec le classifieur "Réseau de neurones". Nous disposons pour ces 4 individus d'un total de 40 courbes, 10 par personne. Lors de l'apprentissage, 28 courbes sont utilisées. On utilise encore 6 courbes pour la phase de validation. Les résultats que l'on présente, en terme de fiabilité, pour un jeu de test donné, peuvent alors prendre 6 valeurs

uniques : [0%, 16,6%, 33,3%,50%,66,6%,83,3%,100%]. Le pas de quantification est alors de 16%. En effectuant le test 10 fois en modifiant les courbes utilisées pour l'apprentissage et celle pour le test, on peut alors obtenir un pas de quantification de 1.6%. Cela permet d'améliorer la précision du classifieur et d'avoir une idée plus précise sur les performances de celui-ci.

Classification des signaux bruts

Les données représentant initialement un enregistrement de 5 secondes (120 000 échantillons) pour chaque courbe ont été tronquées pour ne conserver que les zones de mouvement du geste volontaire (contenues dans 16384 échantillons), conformément à ce qui a été présenté dans la section pré-traitement 3.3.3. Cela correspond quasiment à travailler sur les données brutes. Dans la base de données, on dispose de 10 "signatures" par individu, chacune contenant 16348 points, et cela pour 59 individus différents. Voyons déjà si ces données sont pertinentes dans le cadre de l'identification.

Les résultats, en fonction du nombre de classes (individus à identifier), sont consignés dans le tableau (3.1)

Classifieurs	Nombre de classes	Nombre de descripteurs	Fiabilité
Analyse discriminante linéaire	4	16348	83.4%
SVM	4	16348	82.5%
Réseau de neurones	4	16348	88.1%
Analyse discriminante linéaire	10	16348	56.1%
SVM	10	16348	57.2%
Réseau de neurones	10	16348	60.2%
Analyse discriminante linéaire	40	16348	35.5%
SVM	40	16348	35.1%
Réseau de neurones	40	16348	36.2%
Analyse discriminante linéaire	59	16348	33.1%
SVM	59	16348	27.8%
Réseau de neurones	59	16348	27.3%

TABLE 3.1 – Performances quantitatives de différents classifieurs sur un signature créée à partir de 16348 descripteurs issus du pré-traitement en vu d'extraire les zones de mouvement en fonction du nombre de classes

Les résultats montrent des grandes disparités en fonction du nombre de classes retenus. On constate déjà à cette étape qu'il sera complexe d'identifier un individu parmi 7 milliards. Cependant, il faut noter que même une fiabilité de 33% (comme celle de l'analyse discriminante sur l'ensemble de données) est de loin supérieure à un tirage aléatoire (moins de 2% de chance de identifier le bon individu au hasard).

D'autre part, selon la discussion précédente, on peut espérer qu'une réduction de l'espace de classification sera bénéfique. En effet, cette "signature" brute sur 16384 caractéristiques ne contient probablement pas que des données utiles à la classification. Classiquement, on essaie d'avoir une signature de taille plus petite. Un classifieur est d'autant plus robuste que la taille des données en entrée est faible.

Données réduites : ondelettes

L'objectif dans la suite de ce chapitre est de réduire la taille de la signature utilisée et de voir l'impact de cette réduction sur la performance de classification des différentes méthodes utilisées. Une analyse en ondelettes a été imaginée pour représenter les échantillons mesurés sur différentes échelles. L'idée ici est d'utiliser une nouvelle représentation des données enregistrées afin de ne conserver que les coefficients les plus informatifs.

Les signaux (16384 échantillons) de chacune des courbes subissent dans un premier temps une décomposition en ondelettes (nous considérons ici les signaux dérivées). Nous avons testé plusieurs ondelettes et plusieurs profondeurs. Par exemple, la décomposition de la première moitié du signal (8192 coefficients) pour 10 mouvements d'approche d'un individu donné est présentée sur la figure 3.16 (ondelettes de Haar). Etant donnée la fréquence d'échantillonnage, une profondeur de 12 implique que l'échelle d'approximation est essentiellement limitée à une bande entre 0 et 3 Hz (ce qui devrait être relativement suffisant pour les données de mouvement).

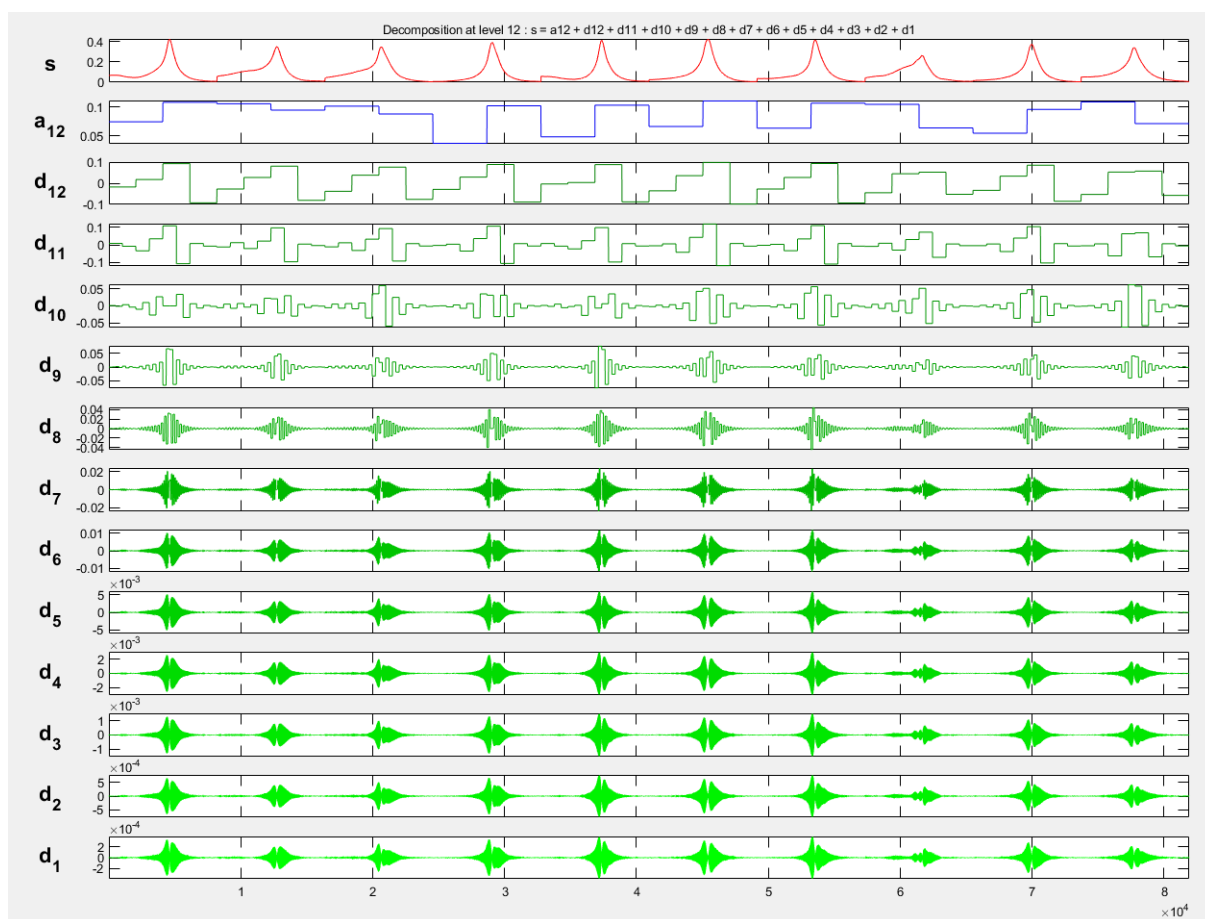


FIGURE 3.16 – Décomposition à l'aide de l'ondelette de Haar, à la profondeur 12, du signal de la première moitié du signal présenté à la figure 3.15

Cette décomposition (fig.3.16) montre que l'amplitude des données devient très faible pour les niveaux de décomposition de fréquence élevée. Nous avons dans un premier temps tenté de conserver les coefficients sur les 5 premiers niveaux de décomposition (les plus basse fréquence). Compte tenu de la profondeur (12) et du nombre de valeurs dans le signal (16384), garder les coefficients des 5 premiers niveaux de décomposition revient à conserver simplement 184

valeurs. La signature initiale d'un individu, représentée initialement par 16384 descripteurs, est maintenant contenue dans 184 valeurs caractéristiques.

Évaluons maintenant la qualité des descripteurs retenus. La même méthode de permutation de données a été utilisée, comme dans les tests précédents.

Les résultats, en fonction du nombre de classes, sont consignés dans le tableau (3.2)

Classifieurs	Nombre de classes	Nombre de descripteurs	Fiabilité
Analyse discriminante linéaire	4	184	85.4%
SVM	4	184	85.5%
Réseau de neurones	4	184	88.4%
Analyse discriminante linéaire	10	184	57.1%
SVM	10	184	58.0%
Réseau de neurones	10	184	60.8%
Analyse discriminante linéaire	40	184	36.5%
SVM	40	184	35.5%
Réseau de neurones	40	184	38.4%
Analyse discriminante linéaire	59	184	33.2%
SVM	59	184	28.1%
Réseau de neurones	59	184	27.5%

TABLE 3.2 – Performances quantitatives de différents classifieurs sur un signature créée à partir de 184 descripteurs issus de la transformée en ondelette dB7 en fonction du nombre de classes

Au premier lieu, ces résultats montrent effectivement que l'information utile pour la classification est en fait concentrée en relativement peu de coefficients (et plus précisément dans ceux des basses fréquences), car les résultats ne changent pas significativement.

Ces résultats montrent que les gestes des utilisateurs sont sujets à une grande variabilité. Les caractéristiques retenus varient d'un geste à un autre, et ce pour un même individu. Pour une base de données de 59 personnes, les gestes sont correctement classés environs 1 fois sur 3 en utilisant une analyse discriminante linéaire. Si on se limite à une base de données plus faible de 4 personnes seulement, on obtient une bonne classification 9 fois sur 10 avec un réseau de neurones.

Compte-tenu de ces premiers résultats obtenus avec ces traitements, on peine à penser que cette biométrie pourra être utilisée telle quelle à grande échelle. Si l'on compare ces fiabilités avec des biométries plus conventionnelles, on peut dire que ces résultats ne sont pas suffisants. L'empreinte digitale est par exemple unique (hors cas de vrais jumeaux) et permet une identification parfaite à titre de comparaison. L'objectif est d'effectuer de nouveaux traitements pour voir ce qu'il est possible d'obtenir de cette signature plutôt comportementale.

Nous allons maintenant essayer de réduire une nouvelle fois la taille de la signature d'un individu. Parmi les 184 descripteurs utilisés, combien sont réellement informatifs ? Pour répondre à cette question, deux méthodes vont être testées. La première méthode consiste à effectuer une analyse en composante principale sur ces 184 descripteurs et conserver les composantes principales ayant la plus grande variance. La deuxième méthode va consister à trier les descripteurs par entropie décroissante. On présentera ce que l'on nomme entropie dans la suite de ce document.

Réduction de la taille de la signature : analyse en composante principale

Comme indiqué, on effectue une analyse en composante principale (ACP) sur la matrice contenant les 590 courbes de 184 descripteurs. Cette ACP permet de définir de nouveaux axes maximisant la variance. On obtient une nouvelle matrice \mathbf{X}_{ACP} , de taille identique (590x184), mais décrits dans un nouveau repère. On peut calculer la variance des composantes principales de cette nouvelle matrice. Cela revient à calculer les valeurs propres de la matrice de covariance de \mathbf{X}_{ACP} . En calculant ces valeurs propres, on constate que 99.65% de la variance est contenue dans les 20 premiers coefficients. Compte-tenu de cette information, on peut alors se limiter à ce nouveau nombre de descripteurs. Voyons si l'utilisation de ces 20 descripteurs permet d'obtenir de meilleurs résultats que précédemment (184 descripteurs). Théoriquement, la diminution de ce nombre de descripteurs doit rendre les classifieurs plus robustes. Le même protocole (moyenne de 10 tests pour chaque nombre de classes) est utilisé. Les résultats de classification, avec ces nouveaux descripteurs, sont présentés dans le tableau 3.3.

Classifieurs	Nombre de classes	Nombre de descripteurs	Fiabilité
Analyse discriminante linéaire	4	20	88%
SVM	4	20	89.5%
Réseau de neurones	4	20	93.4%
Analyse discriminante linéaire	10	20	59.1%
SVM	10	20	58.0%
Réseau de neurones	10	20	61.1%
Analyse discriminante linéaire	40	20	36.6%
SVM	40	20	36.1%
Réseau de neurones	40	20	39.4%
Analyse discriminante linéaire	59	20	29.8%
SVM	59	20	28.5%
Réseau de neurones	59	20	27.5%

TABLE 3.3 – Performances quantitatives de différents classifieurs sur un signature crée à partir de 20 descripteurs issus de la transformée en ondelette dB7 puis d'une ACP en fonction du nombre de classes

Ici, les résultats obtenus avec 20 descripteurs sont très légèrement meilleurs qu'avec les 184 coefficients initiaux (notamment pour les réseaux de neurones). La différence n'est néanmoins pas significative. Il est donc effectivement préférable d'en minimiser le nombre pour améliorer les performances des différents classifieurs. Voyons ce que peut donner une minimisation du nombre de caractéristiques en se basant sur le calcul de l'entropie des signaux.

Réduction de la taille de la signature : calculs entropiques

Comme expliqué plus haut, cette approche sélectionne comme importants les coefficients (les caractéristiques) ayant l'entropie maximale parmi l'ensemble des caractéristiques calculées.

Nous conservons 20 coefficients également pour que les données soient comparables avec la réduction du nombre de coefficients par ACP. Conserver 20 coefficients permet de conserver 86% de l'information. Les résultats, obtenus en utilisant ces descripteurs, sont consignés dans le tableau 3.4.

De meilleurs résultats sont obtenus lorsque l'extraction des caractéristiques discriminantes se base sur une transformée en ondelettes puis une sélection de certains coefficients sur des critères

Classifieurs	Nombre de classes	Nombre de descripteurs	Fiabilité
Analyse discriminante linéaire	4	20	90.8%
SVM	4	20	93.5%
Réseau de neurones	4	20	94.4%
Analyse discriminante linéaire	10	20	60.1%
SVM	10	20	60.3%
Réseau de neurones	10	20	61.3%
Analyse discriminante linéaire	40	20	38.2%
SVM	40	20	44.0%
Réseau de neurones	40	20	36.4%
Analyse discriminante linéaire	59	20	32.2%
SVM	59	20	30.5%
Réseau de neurones	59	20	27.7%

TABLE 3.4 – Performances quantitatives de différents classifieurs sur un signature crée à partir des 20 coefficients d'ondelette de plus grande entropie

de maximisation d'entropie. Il serait possible d'essayer une d'autres traitements différents, mais l'on se confronte rapidement à la variabilité intra-individuelle. Le problème de l'identification est pour le moment trop complexe pour cette technologie.

L'idée à terme est de s'enrôler avec son propre mobile. Le problème à résoudre correspondra plutôt à une authentification. Ce problème est moins complexe à résoudre, puisque la signature nouvellement enregistrée est à comparer avec une référence biométrique. Des seuils sont alors définis pour savoir si un geste est accepté ou alors refusé. Le mobile, appartenant à une personne s'étant enrôlé, doit garantir que le geste volontaire qu'il vient d'enregistrer a été effectué par le bon porteur.

3.4.2 IBC et authentification

Un des avantages de l'authentification, comparativement à l'identification présentée précédemment, est qu'il n'est pas nécessaire de disposer d'une base de données. Seule une "signature" de l'individu est nécessaire pour créer son empreinte IBC. Cette signature est obtenue à partir d'un ensemble de courbes enregistrées par l'utilisateur. Il y a donc une phase d'enrôlement obligatoire où l'individu légitime va venir effectuer 10 gestes volontaires sur un émetteur NFC. A partir de cette phase d'enrôlement, une signature est créée. Pour créer la signature de l'individu, nous allons essayer d'utiliser les traitements présentés dans la section 3.3.3.

Les courbes qui sont enregistrées par la suite sont comparées à cette signature. Si elles sont jugées trop éloignées (seuil à fixer, on justifiera la notion de distance dans la suite de ce document) de cette signature, alors on décrète que ce n'est pas le bon utilisateur. En revanche, si un courbe arrivant est suffisamment semblable à la signature enregistrée dans le dispositif IBC, alors on l'acceptera.

Enrôlement d'un individu : création d'une signature personnelle

Cette phase est très simple, puisqu'un individu va simplement effectuer 10 gestes volontaires sur un émetteur NFC, avec le dispositif IBC dans sa poche. Comme précédemment, on dispose alors de 10 enregistrements de 5 secondes (120 000 échantillons) à partir desquels il faut extraire une signature individuelle.

Les traitements effectués vont être les mêmes que ceux présentés dans le cadre de l'identification. On commence par une normalisation temporelle, puis une homogénéisation de l'amplitude à l'aide de la dérivée. On effectue une nouvelle fois une transformée en ondelettes (dB7, profondeur 12) et on conserve les 20 coefficients ayant la plus grande entropie. Cette succession de traitements permet de passer de 10 courbes de 120 000 points à 10 courbes de 20 points.

Parmi ces 10 courbes traitées, nous en avons utilisé 6 pour créer une signature "moyenne", qui correspond à la moyenne de chacun des 20 descripteurs. La signature est donc également de taille 20. Cette signature va servir de référence à l'individu. Les 4 courbes restantes permettent alors d'effectuer des statistiques permettant de juger de la qualité du système d'authentification. Ces 20 coefficients sont représentés ici 3.17 sur deux lignes par soucis de visibilité.

4.4514	1.8968	-6.0611	1.2087	8.6929	1.6382e-05	-0.0024	-0.0020	1.8917	-1.6102
-0.4991	-0.9248	-2.4140	4.7653e-04	0.6372	-0.0893	0.2825	0.3597	5.2625e-04	0.0478

FIGURE 3.17 – Signature d'un individu obtenu en moyennant les traitements effectués sur 6 courbes enregistrées pendant la phase d'enrôlement

3.4.3 Évaluation de l'authentification IBC

Après cette phase d'enrôlement, une signature que l'on espère personnelle est créée et enregistrée dans le dispositif IBC. Lorsqu'un geste est effectué, la courbe résultante va subir la même série de traitements que celle décrite précédemment (normalisations puis transformée en ondelettes et enfin extraction de 20 coefficients). L'objectif est de voir si ces 20 coefficients issus d'un nouveau geste sont plus ou moins semblables à la signature stockée dans le téléphone. Pour évaluer la similarité entre ces deux vecteurs de 20 descripteurs, des distances vont être testées. Comme toujours lorsqu'il s'agit d'authentification basée sur une distance, un compromis est à trouver entre le taux de faux positif et le taux de faux négatif. Si le seuil, correspondant à la distance calculée précédemment est grand, alors le taux de faux positif va être élevé. Ce n'est pas tolérable si la sécurité d'un transfert doit être importante. En revanche, si ce seuil est trop faible, alors c'est le taux de faux négatif qui va augmenter. Cela peut alors devenir contraignant pour un utilisateur de se faire reconnaître lui-même. La sécurité est améliorée mais la biométrie perd en acceptabilité et en ergonomie.

On utilise la base de données créée lors de l'identification. On dispose donc de 580 courbes pour effectuer des statistiques. Comme expliqué, la signature est obtenue en moyennant 6 des 10 courbes d'enrôlement. Cela signifie que pour chaque individu de la base, 4 courbes sont disponibles pour effectuer des tests et obtenir le taux de faux négatif en fonction du seuil choisi. Le taux de faux positif est quant à lui obtenu à l'aide de l'ensemble des courbes des personnes présentes dans la base, excepté l'individu légitime.

On peut présenter les résultats moyens obtenus pour différentes valeurs de seuil, et pour différentes distances.

On commencera par utiliser la distance euclidienne, que l'on peut définir comme suit. Soit $X = (x_1, x_2, \dots, x_{20})^T$ le vecteur (colonne) signature de l'individu contenant ces 20 caractéristiques discriminantes (obtenues, comme expliqué ci-dessus, en moyennant les courbes obtenus lors de la phase d'enrôlement). Soit $Y = (y_1, y_2, \dots, y_{20})^T$ le vecteur issu d'un nouveau geste que l'on cherche à comparer à la signature initiale. La distance euclidienne D_{Euc} se définit comme :

$$D_{Euc}(X, Y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_{20} - y_{20})^2} = \sqrt{(X - Y)^T(X - Y)} \quad (3.19)$$

Voici, dans le tableau 3.5 les résultats quantitatifs obtenus sur l'authentification IBC en se basant sur la distance euclidienne.

Distance	Valeur du seuil	Taux moyen de faux négatif (%)	Taux moyen de faux positif (%)
Euclidienne	2	68.9	1.7%
Euclidienne	3	53.4	4.4%
Euclidienne	4	40.1	8.2%
Euclidienne	5	28.9	12.7 %
Euclidienne	6	21.9	17.1 %

TABLE 3.5 – Performances quantitatives de l'authentification IBC en fonction d'un seuil basé sur la distance euclidienne

On peut également regarder si d'autres distances ne sont pas mieux adaptées à notre problématique. En principe, la distance de Mahalanobis [58] permet de prendre en compte la variance et la corrélation d'une série de données (comme noté précédemment, la distance de Mahalanobis est intimement liée aux lois de probabilité gaussiennes).

Soit $X = (x_1, x_2, \dots, x_{20})^T$ le vecteur signature (moyenne) de l'individu contenant ces 20 caractéristiques discriminantes. En théorie, on peut associer à ce vecteur moyen une matrice de covariance Σ , également estimée sur les courbes de la phase d'enrôlement. Soit $Y = (y_1, y_2, \dots, y_{20})^T$ le vecteur issu d'un nouveau geste que l'on cherche à comparer à la signature initiale. La distance de Mahalanobis D_{Mah} se définit comme :

$$D_{Mah}(X, Y) = \sqrt{(X - Y)^T \Sigma^{-1} (X - Y)} \quad (3.20)$$

Dans notre cas, comme seulement 6 courbes ont été utilisées pour l'enrôlement, il est impossible de calculer une matrice de covariance inversible pour chaque individu. Nous avons néanmoins évalué l'authentification en utilisant une matrice de covariance commune estimée pour l'ensemble des individus. Les résultats d'authentification, basés sur cette version de la distance de Mahalanobis, sont consignés dans le tableau 3.6.

Distance	Valeur du seuil	Taux moyen de faux négatif (%)	Taux moyen de faux positif (%)
Mahalanobis	4.5	49.5	7.4 %
Mahalanobis	6	28.4	19.3%
Mahalanobis	8	12.9	31.5 %
Mahalanobis	10	6.8	39.9%

TABLE 3.6 – Performances quantitatives de l'authentification IBC en fonction d'un seuil basé sur la distance de Mahalanobis

L'introduction de cette nouvelle distance ne modifie pas drastiquement les résultats. Cependant, cette première conclusion doit être pondérée par le fait que la matrice de covariance est commune et donc qu'elle ne prend pas en compte vraiment la variabilité individuelle).

Si on souhaite que le taux de faux positif soit inférieur à 6%, il faudra alors effectuer le geste, en moyenne, au moins trois fois pour être reconnu. Cela montre les limites de cette biométrie quand elle est utilisée telle quelle avec les données et les traitements utilisés.

Une limite est à apporter à ces statistiques. Elles permettent d'obtenir une tendance globale mais ne permettent pas de prendre en compte de manière très fiable la variabilité des résultats

obtenus pour chaque individu. En effet, pour un seuil donné, certaines personnes ne vont avoir aucun faux positif nul tandis que d'autres seront à plus de 50%.

Les personnes obtenant les meilleurs résultats sont les personnes habituées à effectuer des gestes volontaires. En effet, parmi les personnes constituant cette base de données, une très grande majorité (55 personnes sur les 59) n'avait jamais effectué ce que nous appelons dans cette thèse des gestes volontaires (approche de la main puis éloignement du terminal NFC). Ainsi, les premiers gestes enregistrés qui servent également à constituer la signature sont donc plus hésitants. La signature étant créée à partir des 6 premières courbes enregistrées, cela se traduit par une plus grande variabilité dans la constitution de cette signature. Ceci est opposé à l'établissement d'une authentification robuste. Idéalement, les coefficients discriminant doivent être le plus invariant possible.

Pour maximiser cette invariance dans le geste, nous avons isolé 4 personnes travaillant activement sur cette technologie. Ainsi, ces 4 personnes ont l'habitude d'effectuer des gestes volontaires. Les résultats, consignés dans le tableau 3.7, sont bien meilleurs.

Distance	Valeur du seuil	Taux moyen de faux négatif (%)	Taux moyen de faux positif (%)
Euclidienne	3.5	6.25	6.6%

TABLE 3.7 – Performances quantitatives de l'authentification IBC basée sur la distance euclidienne pour les 4 personnes habitués à cette technologie

Ce résultat est très intéressant. En effet, l'authentification semble meilleure sur les individus ayant l'habitude d'utiliser cette technologie. Il y a donc possiblement une phase nécessaire pour appréhender cette biométrie.

Cela peut évidemment se comprendre. Même si c'est sans aucun doute plus aisé d'authentifier un individu parmi 4 que parmi 59, la signature d'un individu ayant l'habitude d'effectuer des gestes volontaires est plus stable dans le temps. Une distance seuil plus faible peut alors être définie. Ce seuil plus faible permet directement d'obtenir un taux de faux positif plus faible. Il serait intéressant d'enregistrer à nouveau l'ensemble des personnes de cette base pour obtenir de nouvelles statistiques. Logiquement, suivant l'observation effectuée dans le tableau 3.7, les résultats devraient être meilleurs.

Bien sûr, il faudrait alors élargir le nombre de personnes familières à cette technologie pour pouvoir tirer une quelconque conclusion. Cela mériterait un travail particulier en créant une base de données de très grande taille pour tirer des conclusions aussi larges que possible. Encore une fois, l'objet de cette thèse est d'étudier la faisabilité ou non d'une telle démarche.

3.5 Conclusion du chapitre

Nous avons montré dans ce chapitre que, même si le volet "identification" ne semble pas encore mûr, l'authentification peut s'avérer prometteuse dans un contexte où le nombre d'individus est faible, y compris en utilisant des émetteurs du commerce. Ces résultats sont donc ceux que l'on obtiendrait si la technologie était déployée demain, sans aucun changement matériel autre que la coque IBC à connecter à n'importe quel smartphone. Bien sûr, il serait nécessaire d'effectuer des expériences dans un environnement réel pour appuyer notre propos mais les résultats restent globalement encourageants.

Ce chapitre a présenté les résultats obtenus dans le cadre des contraintes d'Orange/NFC. Cela introduit un grand nombre de limites qui nous empêchent de fiabiliser cette technologie. Cette fiabilisation passe probablement par la suppression de certaines de ces contraintes initialement

imposées. La suppression de ces contraintes pourrait inclure l'utilisation d'ondes particulières et/ou d'autres bandes fréquentielles pour pouvoir mettre en place des procédures d'identification classiques. Pour cela, le chapitre suivant (plus prospectif) va chercher à mettre en oeuvre un certain nombre de ces méthodes pour avancer vers cette technologie d'IBC biométrique. La liberté sur le choix des ondes envoyées doit permettre de mettre en oeuvre des méthodes d'identifications classiques afin de se concentrer sur l'aspect intrinsèque du rayonnement d'un individu, volet qui n'a pas été abordé dans ce chapitre.

Biométrie et IBC en dehors du cadre NFC-Orange : premières approches

Pour rappel, l'objectif dans cette thèse est d'étudier la possibilité de créer une biométrie basée sur des signaux IBC, idéalement dans le cadre fixé par Orange : certains paramètres d'émission sont alors imposés. Pour ce faire, un dispositif a été créé et présenté au chapitre 2. Sur la base de ce dispositif, des résultats satisfaisants, en utilisant des émetteurs que l'on trouve dans le commerce et en se basant sur des données réelles, ont été présentés au chapitre 3. Ce chapitre 3 a également permis de mettre en évidence certaines limites quant à l'utilisation d'une version "dégradée" du signal (utilisation uniquement de l'enveloppe d'un signal de fréquence porteuse unique). Nous nous donnerons une plus grande liberté dans ce chapitre en s'affranchissant de certaines de ces contraintes, que ce soit au niveau des antennes ou des fréquences utilisées. Ces changements ont principalement pour but d'obtenir des caractéristiques physiologiques intrinsèques afin de caractériser différents individus. Nous faisons l'hypothèse dans ce chapitre que la capacité de re-rayonnement de l'onde par le corps est intrinsèque à chaque individu, et qu'à la réception, la mesure pourrait être suffisamment sensible pour mesurer ces différences avec le dispositif conçu et développé dans le chapitre 2 (ou un autre dispositif à paramètres modifiés). En effet, les résultats présentés au chapitre précédent utilisent principalement des caractéristiques dynamiques liées au mouvement de la main au sens large (position de la main dans l'espace et dynamiques d'approche). Ce choix est guidé par la contrainte de l'onde émise, non modifiable et ne permettant pas d'étudier l'aspect physiologique de la transmission. Ces paramètres que l'on qualifie de dynamiques sont fluctuants, ce qui se traduit par une forte part d'intravariabilité. Se focaliser sur des propriétés physiologiques de dynamique extrêmement lente permettrait de renforcer la biométrie et la rendre plus robuste. Pour étudier cet aspect physiologique, le plus simple est de la faire dans un cadre statique. Autrement dit, la main, le bras et tous les membres d'un individu restent immobiles pendant la durée de l'observation. L'objectif est de modéliser la propagation intracorps. On pourrait dans ce cadre dissocier l'impact du mouvement de la main du re-rayonnement du corps

humain. Si le re-rayonnement est unique, on pourrait alors créer une biométrie multi-modale basée à la fois sur une caractérisation de l'approche de la main couplée avec une signature statique de retransmission par rayonnement.

La modélisation corps humain est conçue à partir d'une approche haut niveau d'un point de vue système. Pour en effectuer l'étude, deux approches sont proposées. La première se base sur une identification dans le domaine temporel. La deuxième piste d'étude portera sur l'étude de réponses fréquentielles du corps humain à différentes entrées.

Le relais de transmission qu'est le corps de l'utilisateur peut-il posséder des propriétés de transmission d'une onde électro-magnétique qui lui sont propres dans des conditions spécifiques ? A ce stade et dans la bibliographie portant sur l'IBC en général, cela a été peu étudié, même si on peut citer des tels résultats pour d'autres types d'IBC. Par exemple, dans [45], Khorshid décrit les transferts IBC (capacitifs) comme dépendant du sexe ou de l'âge d'un individu. Ces caractéristiques auraient un impact sur paramètres internes de la personne (humidité de ses tissus, permittivité de ces cellules). Ces corps doivent donc être des relais de transmission différents.

L'une des originalités de ce travail est de poser ce type de problème pour le type d'IBC par rayonnement qui intéresse Orange. Ce chapitre va donc chercher à proposer des pistes pour modéliser la propagation et la ré-émission d'une onde haute fréquence en fonction du corps humain qui sert de relai de transmission. Nous chercherons dans ce cadre à identifier les paramètres du modèle corps humain, éventuellement modifiés par la morphologie et la physiologie.

4.1 Méthodes d'identification et modélisation du problème

Pour modéliser ce problème, l'objectif est de s'affranchir du mouvement de la main pour décorréler naturellement l'aspect dynamique de l'aspect statique de l'identification. Une fois la main posée sur un émetteur NFC, on se retrouve dans un cadre statique face à un problème de modélisation et d'identification.

La modélisation peut être établie à partir de simulations numériques pour prendre en considération d'une part la géométrie des différentes structures anatomiques et d'autre part les propriétés diélectriques de ces structures. Ces structures sont composées des différents tissus traversés par l'onde électromagnétique. Dans des travaux de 2012, Chen [16] fait donc l'hypothèse d'un canal de transmission à trajets multiples composé des différentes couches de tissus comme la peau, la graisse, du muscle et des os. ... C'est ainsi que chaque couche de tissu humain est équivalente à un circuit distribué constitué par l'insertion périodique de cellules de base formées par une certaine impédance et une admittance, définies sur le même plan, dans le but d'étudier leur influence sur les caractéristiques de propagation. Cette démarche est lourde et demande une connaissance très précise de l'anatomie. Ces modèles sont complexes et contiennent de nombreux paramètres. De plus, ils nécessitent une étude importante de sensibilité aux paramètres pour estimer les erreurs de modélisation. Il apparaît que ces modèles ne sont pas adaptés à cette étude prospective. De plus l'environnement dans lequel le corps se situe joue un rôle prépondérant sur le diagramme de rayonnement de ce canal de transmission et de cette antenne "corps". Autrement dit l'environnement devrait lui aussi faire l'objet d'une modélisation numérique. La complexité est telle que pour réduire la dimension du problème, certains articles récents de la littératures se limitent à la modélisation d'une partie réduite du corps telle qu'un avant bras par exemple. Et pour simplifier

davantage le problème, Chen comme d'autres auteurs simplifient la modélisation de l'avant bras à un cylindre multi-couches correspondant aux différentes couches anatomiques. Même si le développement d'un modèle de connaissance permettrait d'accroître la connaissance de la propagation électrique à partir d'une échelle microscopique, cette approche est beaucoup trop ambitieuse à ce stade de la connaissance et surtout trop incertain. Un modèle de représentation qui expliquerait un comportement global (ou macroscopique) du système est donc plus approprié.

De plus, les expérimentations présentées au chapitre 3, dans un cadre tout à fait général et dans un environnement non contrôlé, nous ont permis d'observer que la réponse à une excitation harmonique restait sinusoïdale et à la même fréquence que la fréquence d'émission. Seules les amplitudes semblent être modifiées (et possiblement aussi les phases, mais elles ne sont pas visibles sur l'enveloppe du signal tel que cela est présenté au chapitre 3. Nous avons donc en première approximation proposé une modélisation sous la forme d'un système linéaire dont l'identification des paramètres peut se faire à partir d'expérimentations. On entend d'ailleurs par identification "la détermination de caractéristiques des modèles à partir de l'observation des réponses des systèmes à des excitations dynamiques" [7].

On dissocie alors généralement deux familles de méthodes d'identification dans la bibliographie [55] : paramétriques et non paramétriques. L'identification demeure dans tous les cas un problème d'estimation et donc d'optimisation.

La première famille classique d'identification concerne les méthodes paramétriques. Une méthode paramétrique consiste à choisir une structure de modèle permettant de décrire le système à priori. Différents modèles seront proposés dans ce chapitre pour tenter de comprendre et prédire au mieux le transfert d'une personne.

La deuxième famille concerne les méthodes non paramétriques. Ces méthodes ont pour but, à partir des données, d'établir des modèles par des méthodes directes sans connaissance à priori. Par exemple, la réponse fréquentielle d'un système est une méthode non paramétrique.

Nous commencerons ce chapitre en présentant et justifiant le choix du modèle puis par une présentation de différentes méthodes d'identification mises en œuvre. Ces méthodes sont génériques et ont prouvé leur efficacité dans différents sujets (que l'on précisera pour chacune d'entre-elles). L'objectif est bien entendu de les adapter à notre problématique afin d'obtenir une estimation des paramètres suffisamment précise pour discriminer des individus

4.1.1 Modélisation et identification dans le domaine temporel

La modélisation proposée dans ce cadre est une modélisation d'un système linéaire et invariant pour lequel les relations entre les grandeurs d'entrée et de sortie peuvent se mettre sous la forme d'un ensemble d'équations différentielles à coefficients (paramètres) constants.

L'identification temporelle cherche à déterminer les paramètres modaux (fréquence propre, facteur de forme) du système que l'on souhaite caractériser en imposant des signaux d'entrées (connues) puis en mesurant les sorties correspondantes.

Ce modèle se base alors sur des relations de type entrées-sorties. Il est important de noter que les paramètres de ce modèle ne peuvent avoir alors que des rapports assez éloignés avec le modèle de connaissance. Le modèle de représentation est défini par :

- la nature des équations (par exemple : équations différentielles d'ordre n , à coefficients constants) caractérisant la structure du modèle ;
- un ensemble de valeurs numériques intervenant dans cette structure.

Une méthode classique d'obtention du modèle consiste à mettre le système en équation à partir de lois physiques connues (dans notre cas, on pourrait imaginer un modèle à base de

circuits électriques équivalents). Mais le modèle global est en général trop complexe (pour un but de représentation). Des simplifications (obtenues en linéarisant, en négligeant certains termes) peuvent alors conduire à la définition de la structure d'un modèle de représentation encore plus simple. De nombreuses méthodes sont proposées dans la littérature pour estimer les types et les paramètres des modèles. La réponse temporelle d'un système, obtenue expérimentalement, permet de l'identifier en rapprochant la sortie observée d'une allure caractéristique d'un certain type de modèle de représentation, puis d'obtenir ses paramètres.

La plus complète des connaissances que l'on peut avoir sur un système linéaire et invariant est sa réponse impulsionnelle. Comme illustré dans certains papiers [46], l'étude de la réponse impulsionnelle est possible sans connaissance de l'ordre du système ou de son temps de réponse⁷.

En supposant que le système étudié soit linéaire, invariant et caractérisé par une réponse impulsionnelle $h(k)$, la relation (en temps discret) qui permet d'obtenir la sortie du système en connaissant son entrée est régie par l'équation 4.1.

$$y[k] = \sum_i x[i]h[k-i] \quad (4.1)$$

Ici, $h(k)$ correspond à la réponse du système à une impulsion unitaire définie par

$$d(n) = \begin{cases} 1 & \text{si } n = 0 \\ 0 & \text{si } n \neq 0 \end{cases} \quad (4.2)$$

4.1.2 Identification théorique dans le domaine fréquentiel

Il est parfois plus intéressant d'identifier un système dans le domaine fréquentiel. En effet, les systèmes peuvent avoir des comportements particuliers à certaines fréquences qui permettent de le caractériser totalement. La réponse fréquentielle n'a pas été utilisée jusqu'ici puisque les contraintes d'Orange imposait le 13.56 Mhz comme unique fréquence d'utilisation. La réponse fréquentielle, à une fréquence donnée fixe, permet d'obtenir simplement un point quelle que soit la représentation choisie. Dans ce chapitre, nous allons pouvoir s'affranchir de cette contrainte pour étudier la réponse fréquentielle du corps du point de vue boîte noire sur une gamme de fréquences beaucoup plus large. Pour effectuer cette identification et appliquer des méthodes classiques, un balayage sur une gamme de fréquences est nécessaire. Cette gamme de fréquences est à définir en fonction du système que l'on cherche à identifier. Dans le contexte et d'après les travaux [82], le corps humain se comporte comme une antenne rayonnante sur une plage allant de quelques kilos Hertz jusqu'à 200 Mhz . Dans un premier temps, c'est donc cette bande de fréquence qui a été retenue.

Mettons en équations le problème que l'on cherche à résoudre. Soit $u(t)$ l'entrée du système que l'on cherche à identifier et $y(t)$ sa sortie. On suppose que ces deux signaux sont à énergie finie (car convergents ou bornés). Alors $U(j\omega)$ et $Y(j\omega)$ sont les transformées de Fourier de u et de y

$$Y(j\omega) = H(j\omega)U(j\omega) \quad (4.3)$$

Ici, $H(j\omega)$ traduit le comportement fréquentiel du système. Les outils d'analyse de $H(j\omega)$ les plus répandus sont le diagramme de Bode ainsi que l'abaque de Smith.

Le diagramme de Bode d'un système de réponse fréquentielle $H(j\omega)$ est une représentation graphique composée de deux tracés.

- Le gain en dB, calculé à l'aide de la formule $20 \log_{10}(|H(j\omega)|)$

7. D'autres entrées type peuvent être utilisées, comme par exemple des échelons.

- la phase, en radians (ou degrés), $\arg(H(j\omega))$

Pour étudier ces propriétés de manière synthétique, un outil classiquement utilisé est l'abaque de Smith [86]. Cet outil permet de caractériser les lignes de transmission (et donc les antennes). On considérera le corps humain comme une ligne de transmission dans la suite de ce document. Cette représentation consiste à tracer l'évolution de l'impédance de la ligne de transmission en fonction de la fréquence. L'impédance d'une antenne est définie par analogie à l'impédance de composants passifs. Cette impédance représente un rapport complexe entre la tension et le courant d'entrée de l'antenne émettrice. Ce concept est fondamental car il permet de définir la notion d'adaptation d'impédance, d'ailleurs utilisée pour chacune des antennes des prototypes IBC. Pour obtenir un rendement optimal, l'impédance de l'antenne doit être égale à celle des dispositifs qui lui sont connectés. Dans le cas d'une ligne de transmission, la source et la charge doivent présenter en général une résistance interne de 50 Ohms. Si ce n'est pas le cas, un phénomène d'ondes stationnaires se produit. Les tensions et les courants ne sont plus constants le long de la ligne, ce qui implique des pertes. Historiquement, l'abaque de Smith a été développée pour proposer une solution graphique permettant de relier le coefficient de réflexion ρ à l'impédance réduite z dans une ligne de transmission. La relation $\rho(z)$ s'écrit à l'aide de l'équation 4.4

$$\rho = \frac{z - 1}{z + 1} \quad (4.4)$$

L'impédance réduite z étant complexe, ρ le sera également. L'équation peut être projetée sur deux axes (réel et imaginaire), et décrit à l'équation 4.5.

$$\rho = \rho_x + j\rho_y, \text{ avec } z = r + jx. \quad (4.5)$$

Une résonance se produit à chaque fois que la partie imaginaire jx s'annule. A la fréquence de résonance, la puissance absorbée par l'antenne est égale à la puissance absorbée par la résistance R .

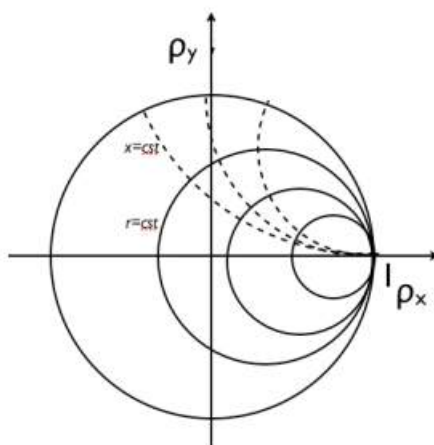


FIGURE 4.1 – Représentation d'un diagramme de Smith

Une autre méthode classique permettant une identification est l'envoi d'un bruit blanc à la place d'une succession de signaux d'entrée à différentes fréquences (comme pour les diagrammes de Bode ou l'abaque de Smith). Dans notre dispositif, le signal qu'on peut utiliser le plus proche d'un bruit blanc est une séquence aléatoire de N bits de durée a , d'une longueur $2^{N-1} = L$, et d'étudier le spectre résultant.

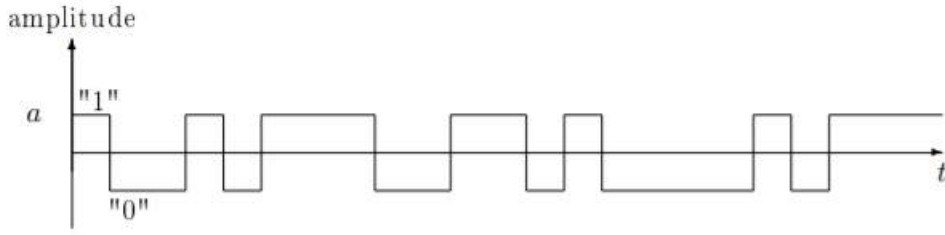


FIGURE 4.2 – Graphe temporel d'une séquence binaire pseudo-aléatoire

Plus la séquence est longue et plus elle sera informative (sous réserve que cette séquence soit réellement aléatoire). En revanche, l'émetteur électronique sera plus sujet à certaines dérives et par conséquent plus compliquée à analyser.

Le spectre obtenu après l'envoi de cette séquence aléatoire correspond à la transformée de Fourier de sa fonction d'auto-corrélation qui a pour expression :

$$C_{xx}(\tau) = \frac{1}{LT} \int_0^{LT} x(\tau)x(t - \tau)dt \quad (4.6)$$

Deux cas se présentent alors. Si $|\tau| \leq T$,

$$C_{xx}(\tau) = a^2 \left(1 - \frac{L+1}{L} \cdot \frac{|\tau|}{T}\right) \quad (4.7)$$

Sinon,

$$|\tau| \geq T, C_{xx}(\tau) = -\frac{a^2}{L} \quad (4.8)$$

La transformée de Fourier de cette fonction est un peigne de Dirac modulé par un sinus cardinal. Dans la pratique, nous montrerons qu'il est délicat d'utiliser ces méthodes du fait des limitations de nos appareils utilisés dans nos laboratoires.

Avant d'utiliser ces outils concrètement, présentons une modélisation du problème d'identification qui se présente.

4.1.3 Modélisation du problème d'identification proposé

L'objectif de la partie 4.1.3 est de décrire ce qu'il est possible ou non de faire dans la pratique avec le dispositif créé et le matériel dont on dispose.

Dans ce contexte, nous souhaitons utiliser une méthode d'identification permettant, si possible, d'obtenir un modèle propre à chaque individu. Ce modèle unique serait alors la signature recherchée. Quelle que soit la méthode d'identification utilisée (envoi d'une séquence aléatoire, réponse impulsionnelle, etc), l'ensemble de la chaîne peut se modéliser comme présenté sur la figure 4.3. Les notations sont celles qui ont été utilisées dans la section 2.2.

Sur la figure 4.3 :

- $m(t)$ une séquence de modulation connue (échelon, séquence aléatoire)
- $\cos(\omega_0 t)$ une porteuse à 13.56 MHz (connue)
- $h_e(t)$ la fonction de transfert du générateur et de l'antenne d'émission

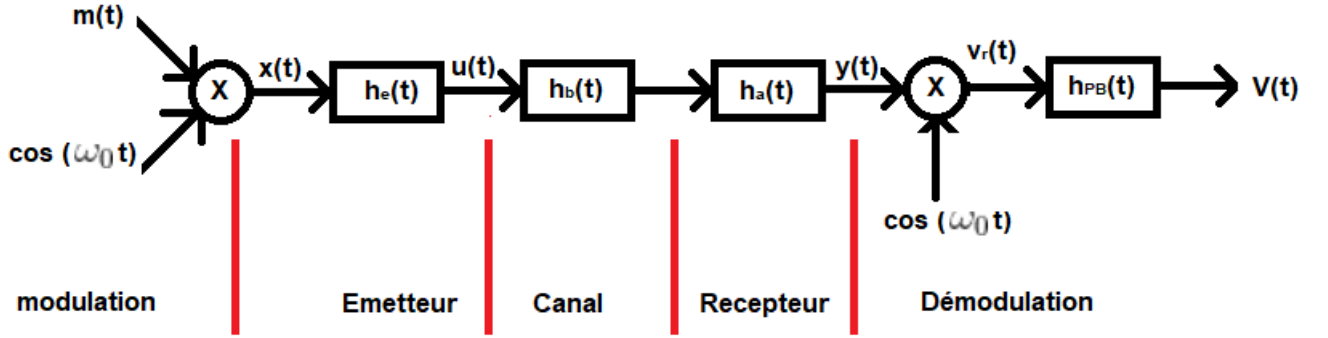


FIGURE 4.3 – Modèle théorique de la chaîne d'identification

- $u(t)$ le signal émis par la chaîne d'émission, mesurable, donc connu
- $h_b(t)$ la fonction de transfert du canal corps humain que l'on cherche à identifier
- $h_a(t)$ la fonction de transfert du récepteur (connue, le dispositif a été créé par nos soins et il est parfaitement caractérisé)
- $h_{PB}(t)$ la fonction de transfert du démodulateur, assimilable à un filtre passe-bas. Cette fonction est connue mais cela n'est pas important ici car sa fréquence de coupure est largement supérieure à la fréquence de la séquence $m(t)$ (dans la mesure où $m(t)$ reste dans la bande passante du dispositif créé)
- $y(t)$ le signal mesuré à la sortie du récepteur IBC (point de mesure sur la maquette IBC)
- v_r le signal théorique obtenu après le multiplieur
- $v(t)$ le signal démodulé mesuré en sortie de la chaîne également

On souhaite identifier la fonction de transfert du corps humain $h_b(t)$. Cependant, on constate sur le graphique 4.3 que l'on a uniquement accès au signal précédant $h_e(t)$ et à celui succédant à $h_a(t)$. Comme ces deux fonctions de transfert sont théoriquement connues, il est équivalent (pour la biométrie, donc une éventuelle discrimination entre les individus) d'identifier $h(t)$ défini par :

$$h(t) = h_e(t) * h_b(t) * h_a(t) \quad \text{ou} \quad H(j\omega) = H_e(j\omega) \cdot H_b(j\omega) \cdot H_a(j\omega) \quad (4.9)$$

On peut alors en déduire les relations décrites dans les équations 4.10. Le symbole "*" représente ici le produit de convolution.

$$v_r(t) = y(t) \cos(\omega_0 t) \quad (4.10)$$

$$= [x(t) * h(t)] \cos(\omega_0 t) \quad (4.11)$$

$$= [m(t) \cos(\omega_0 t) * h(t)] \cos(\omega_0 t) \quad (4.12)$$

En passant par la transformée de Fourier \mathfrak{F} , il en découle les équations 4.13.

$$\begin{aligned}
 V_r(j\omega) &= \left[\left(M(j\omega) * \left(\frac{1}{2}\delta(\omega - \omega_0) + \frac{1}{2}\delta(\omega + \omega_0) \right) \right) H(j\omega) \right] * \left(\frac{1}{2}\delta(\omega - \omega_0) + \frac{1}{2}\delta(\omega + \omega_0) \right) \\
 &= \frac{1}{4} \left[\left(M(j(\omega - 2\omega_0)) + M(j\omega) \right) H(j(\omega - \omega_0)) \right] \\
 &\quad + \frac{1}{4} \left[\left(M(j(\omega + 2\omega_0)) + M(j\omega) \right) H(j(\omega + \omega_0)) \right]
 \end{aligned} \tag{4.13}$$

Mais

- $H(j\omega)$ est à support borné, car cette fonction de transfert globale qui inclut celle de l'humain est limitée par les bandes passantes des dispositifs émetteur et récepteur. Pour simplifier, on peut considérer que $H(j\omega) = 0$, $\forall |\omega| \notin (\omega_0 - \omega_{Max}, \omega_0 + \omega_{Max})$, la bande passante d'environ 300 kHz autour de la porteuse $\omega_0 = \pm 13,56$ MHz.
- Par conséquent, les versions translatées en fréquence $H(j(\omega + \omega_0))$ et $H(j(\omega - \omega_0))$ seront non-nulles seulement dans les bandes de largeur $(-\omega_{max}, \omega_{max})$ centrées sur 0, $-2\omega_0$ et $2\omega_0$.

Introduisons maintenant le filtre passe-bas final qui fournit l'enveloppe $v(t)$ sur laquelle on travaille, qu'on prendra avec une fréquence de coupure au delà de ω_{max} pour ne pas déformer l'enveloppe extraite. Ce filtre préservera uniquement les composantes autour de 0 Hz. On pourra alors écrire les relations 4.14 suivantes :

$$V(j\omega) = V_r(j\omega)H_{PB}(j\omega) \tag{4.14}$$

$$= \frac{1}{4}M(j\omega) \left(H_g(j(\omega - \omega_0)) + H_d(j(\omega + \omega_0)) \right) H_{PB}(j\omega) \tag{4.15}$$

où par H_g et H_d on note les parties gauches (fréquences négatives) et droites (fréquences positives) des versions translatées de $H(j\omega)$ (la fonction de transfert étant à coefficients réels, sa transformée de Fourier sera paire et donc symétrique par rapport à la fréquence/pulsation 0 Hz)

Si on suppose que le filtre passe-bas $H_{PB}(j\omega)$ est quasi idéal jusqu'au delà de $\omega_{max} = 150$ kHz et que le spectre de la modulation $M(j\omega)$ est quasi-blanc (comme par exemple quand $m(t)$ est une impulsion de Dirac ou un bruit blanc), alors on peut en déduire (au gain près) les équations 4.16.

$$V(j\omega) = H_g(j(\omega - \omega_0)) + H_d(j(\omega + \omega_0)) = H_S(j\omega) \tag{4.16}$$

Autrement dit, le spectre du signal de sortie (l'enveloppe $v(t)$) est une somme des versions translatées autour de 0 Hz de la fonction de transfert totale (et donc de celle du corps humain) $H(j\omega)$ dans la bande autour de 13,56 MHz⁸. Par construction, ce spectre est nul pour tout $|\omega| > \omega_{max} = 150$ kHz.

Cette version translatée et sommée $H_S(j\omega) = H(j(\omega - \omega_0)) + H(j(\omega + \omega_0))$ est en plus paire, car $H(j\omega)$ est paire elle aussi, étant la transformée de Fourier d'une fonction de transfert réelle.

⁸. Même sans condition stricte sur la modulation $m(t)$, la relation précédente peut également s'écrire, en utilisant la transformée de Fourier inverse, dans le domaine temporel :

$$v(t) = \frac{1}{4}m(t) * h_S(t) \tag{4.17}$$

Quoi qu'il en soit, la connaissance de $m(t)$, sachant que $v(t)$ est le signal mesuré, permet l'identification de $h_S(t)$ ou de $H_S(j\omega)$.

Pour conclure, $H_S(j\omega)$ est a support borné, centrée sur 0 Hz (nulle pour tout $\omega > 150$ kHz), et symétrique par rapport à $\omega = 0$ Hz, alors qu'il n'y a aucune raison de supposer que la fonction de transfert originale $H(j\omega)$ (équation 4.9) était symétrique autour de $\omega_0 = 13,56$ MHz.

Autrement dit, ce développement permet de montrer que s'intéresser à l'enveloppe du signal implique une perte d'information due à la succession modulation-démodulation, même si on supposait toutes les autres conditions idéales (modulation de type Dirac ou bruit blanc, filtres parfaits, sans bruit, ...). Il n'est pas possible, une fois que l'enveloppe a été extraite, d'effectuer l'opération inverse pour retrouver la fonction de transfert originale $H(j\omega)$ (4.9) dans les hautes fréquences, et donc en ce qui nous concerne la fonction de transfert du corps humain.

Cette perte d'information n'est pas synonyme d'échec pour notre procédure d'identification. En effet, on peut espérer que l'enveloppe des signaux soit tout de même discriminante et permette de discriminer un individu d'un autre. Cette opération est nécessaire car les méthodes d'identification classiques (réponse impulsionnelle par exemple) ne s'appliquent pas sur des signaux hautes-fréquences. Nous allons donc étudier l'enveloppe des signaux, tout en ayant conscience qu'une perte d'information définitive se produit lorsque l'on effectue cette transformation.

4.2 Limites expérimentales dans la mise en pratiques des méthodes d'identification

Utiliser l'écosystème NFC (et donc cette unique fréquence) diminue considérablement la possibilité d'observer des variations entre les individus. En choisissant de se placer à une fréquence de porteuse de 13.56 MHz, cela suppose que l'on espère que le corps humain possède des propriétés particulières et discriminantes à cette fréquence. Sans aucun balayage en fréquence, la caractérisation d'un système à une unique fréquence se traduit par deux points dans un diagramme de Bode (un gain et une phase unique). Avec simplement deux points, il semble délicat de discriminer 7 milliards de personnes. Cela justifie les libertés qui vont être prises dans ce chapitre exploratoire sur une plage fréquentielle plus importante.

4.2.1 Limitations au niveau de l'émission de signaux

Les émetteurs NFC que l'on trouve dans les commerces ne sont pas programmables. Cela signifie qu'il n'est pas possible de contrôler ce qu'ils émettent. Par conséquent, il est impossible de moduler une séquence aléatoire ou tout autre élément permettant d'utiliser des méthodes d'identification. Comme expliqué au chapitre précédent, les émetteurs transmettent des données sur le principe de la modulation d'amplitude. Le taux de modulation peut varier d'une norme à une autre, mais ce n'est en aucun cas réglable par l'utilisateur. Dans ce chapitre nous nous affranchissons d'une utilisation industrielle.

4.2.2 Limitations au niveau du dispositif de réception IBC créé

Le dispositif créé capte spécifiquement les signaux à 13.56 MHz, avec une bande passante de 300 kHz. Cette fréquence de 300 kHz est imposée par le filtre céramique utilisé. On pourrait imaginer supprimer ce filtre pour cette étude. Cependant, le circuit de matching de l'antenne du dispositif (pour effectuer l'adaptation d'impédance) a également une bande passante réduite de quelques MHz. En effet, lors de la création de tout dispositif électronique, il est naturel de chercher de réduire la bande passante au signaux pour réduire les perturbations et ne capter que les signaux sur la bande théorique souhaitée. Le circuit de matching de l'antenne de réception du dispositif dispose lui aussi d'une bande passante. Supprimer le filtre céramique reviendrait à

reporter le problème sur un autre constituant. Il n'est de toute façon pas possible de créer un dispositif réel linéaire à ces fréquences de grande largeur de bande.

Tout cet argumentaire justifie le fait que l'on utilisera pas nécessairement les émetteurs NFC du commerce ni le dispositif précédemment construit dans la suite des recherches.

Revenons à la caractérisation physiologique d'un individu. Au début de ce chapitre, il a été dit que cette caractérisation physiologique pouvait se faire sur deux aspects. Le premier est plutôt lié à la forme et au gabarit de l'individu tandis que le deuxième concerne des caractéristiques propres et internes de l'individu (son anatomie propre, avec sa conductivité, la permittivité de ses tissus, etc.). Ces aspects doivent être mis en lumière dans les méthodes qui vont être développées.

4.3 Identification dans le domaine temporel : premier résultats pratiques

Des aspects théoriques ont été développés jusqu'ici. Certaines limitations techniques nous empêchent d'utiliser les méthodes classiques d'identification. Nous allons donc chercher à mettre en lumière des distinctions basées sur ces paramètres physiologiques en étudiant notamment la réponse impulsionnelle.

4.3.1 Étude de la réponse impulsionnelle : confrontation entre la théorie et la pratique

La théorie liée à la réponse temporelle d'un système a été présentée dans la section 4.1.1. Une impulsion (Dirac) est une notion théorique. En pratique, il est impossible de créer ce genre d'impulsion même si l'on essaie de s'en rapprocher le plus possible. En effet, les appareils électroniques réels ont des temps de réponses non nuls. Les signaux émis réellement sont assez éloignés du Dirac théorique. La chaîne d'acquisition que l'on a utilisé est présentée à la figure 4.4.

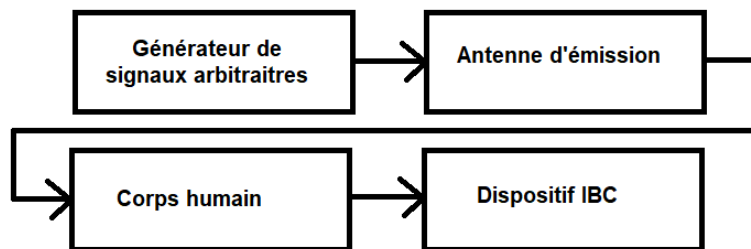


FIGURE 4.4 – Chaîne d'acquisition pour la mesure de la réponse impulsionnelle

Pour maîtriser le profil des signaux d'émission, le premier élément de la chaîne d'acquisition est un générateur de signal arbitraire (Agilent AFG3102) en lieu et place de l'émetteur NFC monofréquentiel

Ce générateur de signal (Agilent AFG3102) alimente une antenne d'émission de type boucle, comme le montre la figure 4.5.

Ce choix de conserver une antenne boucle permet de se rapprocher du cadre initial imposé par l'entreprise Orange. L'émetteur classique NFC est abandonné mais les ondes émises proviennent quand même d'une antenne boucle, plutôt magnétique.

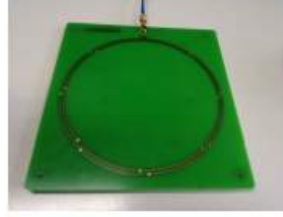


FIGURE 4.5 – Antenne boucle utilisée pour l'émission des signaux en statique

Dans le cadre de l'expérimentation, une impulsion est créée avec le générateur de signal et va être émise dans cette antenne 4.5. Le protocole expérimental est défini comme tel : l'utilisateur que l'on souhaite caractériser pose une main sur cette antenne d'émission. et l'autre main sur l'antenne du dispositif IBC présenté au chapitre 2. Bien évidemment, l'impulsion émise par l'antenne d'émission doit être très brève. En effet, ce signal émis correspond à l'entrée du système que l'on cherche à identifier : le corps humain. Ici, aucune télémessure n'est possible compte tenu de la fréquence étudiée. Une sonde d'oscilloscope est directement branchée sur le dispositif IBC, juste avant le détecteur logarithmique.

Présentation de l'impulsion mesurée à l'entrée du corps humain

Une impulsion est générée par le générateur de signal. Elle ne sera pas parfaite et dépendra des performances de ce générateur. Cette impulsion va ensuite être déformée par le circuit de matching réalisant l'adaptation d'impédance entre le générateur et l'antenne d'émission. Enfin, l'onde est ré-émise sous forme d'onde électromagnétique par l'antenne d'émission. C'est cette onde, qui a donc subie des déformations successives, qui joue le rôle de signal d'entrée pour le corps humain.

Idéalement, pour obtenir un spectre riche, il faut que cette impulsion soit soudaine et brève. L'influence du spectre théorique en fonction de la durée de l'impulsion peut se calculer aisément. Soit une impulsion d'une durée t , vérifiant l'équation 4.18.

$$\Pi(t) = 1, \quad (4.18)$$

pour $t \in [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$, 0 sinon.

Le spectre, obtenu à l'aide de la transformée de Fourier de cette fonction porte, est caractérisé par la relation 4.19.

$$TF(\Pi(t)) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Pi(t)e^{-i2\pi vt} dt \quad (4.19)$$

$$TF(\Pi(t)) = \frac{\sin(\pi v)}{\pi v} = \text{sinc}(\pi v) \quad (4.20)$$

Le signal émis doit être un signal de fréquence 13.56 MHz pour pouvoir être capté par le dispositif IBC. Les durées de l'impulsion envoyée seront traduites en un certain nombre de périodes de sinus à cette fréquence pour que cela soit plus parlant. Si l'impulsion dure 10 périodes de sinus, on assimile cela à une fonction porte de 737 ns (car le dispositif dispose d'un détecteur d'enveloppe). Pour une impulsion de 30 périodes sinusoidales, on obtient une fonction porte équivalente de 2210 ns.

Les spectres théoriques obtenus par des impulsions théoriques (parfaites) de 10, 20 puis 30 périodes de sinus sont représentés à la figure 4.6.

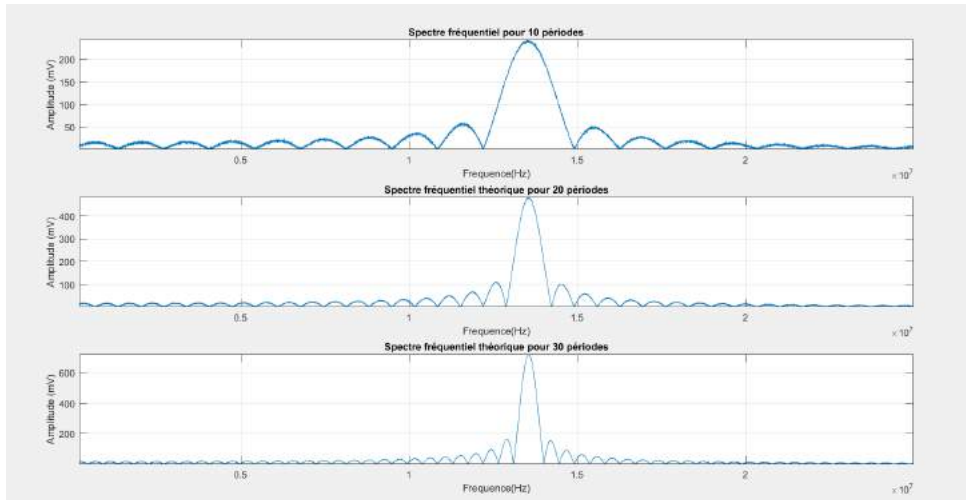


FIGURE 4.6 – Spectres fréquentiels pour différentes durées d’impulsions

Environ 90% de l’énergie du signal est contenue dans le lobe central du sinus cardinal. Plus l’impulsion est brève et plus sa bande passante est importante. Il est donc préférable, d’un point de vue théorique, d’envoyer une impulsion aussi brève que possible. En pratique, plus l’impulsion est brève et soudaine et plus elle est compliquée à réaliser. Les limites des appareils électroniques vont être mises en lumière.

Une impulsion d’une durée de 25 périodes de sinus à 13.56 MHz (donc $2.21 \mu s$) est émise. Théoriquement, le fait d’émettre une impulsion de 25 périodes (22.6 est le chiffre exact) correspond à une impulsion d’une durée de $1,84 \cdot 10^{-6} s$. Cela se traduit par un spectre fréquentiel de bande passante de 1,2 MHz (si on assimile la bande passante au lobe centrale du sinus cardinal). Ces 1.2 MHz correspondent à la bande passante de l’antenne d’émission.

Cette impulsion est présentée sur la figure 4.7 : courbe bleue turquoise.

Ensuite, le signal est mesuré à la sortie de cette antenne d’émission (présentée à la figure 4.5) qui possède sa propre bande passante. Il est visible sur la figure 4.7 (deuxième courbe verte foncé). Ce signal est l’impulsion d’entrée qui doit permettre une identification du corps humain.

Ce signal est ensuite recueilli par le dispositif IBC. Il va être à la fois déformé par le corps humain (intéressant du point de vue de l’identification), mais également par le dispositif IBC. Sans présence de corps humain dans la chaîne, le signal capté par le dispositif IBC suite à l’impulsion est présenté à la figure 4.7 (troisième courbe violette).

L’impulsion initiale n’est plus reconnaissable lorsqu’elle est mesurée par le dispositif IBC, et cela même sans présence du corps humain. On peut considérer d’un point de vue théorique que c’est ce signal qui doit être comparé à celui qui sera mesuré dans les mêmes conditions, avec l’individu portant le dispositif IBC sur lui.

D’un point de vue fréquentiel, il est intéressant de voir comment évolue le spectre lors de ces différentes étapes. Cela est représenté à la figure 4.8.

Il est possible de comparer le spectre théorique obtenu pour une impulsion d’une durée de 30 périodes de sinus (figure 4.6) avec le spectre réellement mesuré dans la pratique sans présence du corps humain (figure 4.8).

L’objectif reste de réussir à caractériser le corps humain en introduisant ce canal dans la chaîne de mesures. L’entrée du dispositif à identifier (corps humain) est le signal mesuré à la sortie de l’antenne d’émission, présenté en vert foncé sur la figure 4.7. Le signal de sortie est le

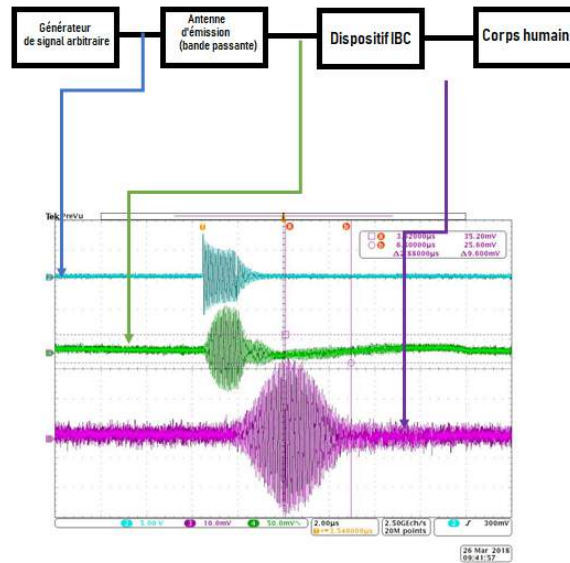


FIGURE 4.7 – Signal mesuré à différents endroits de la chaîne d’acquisition

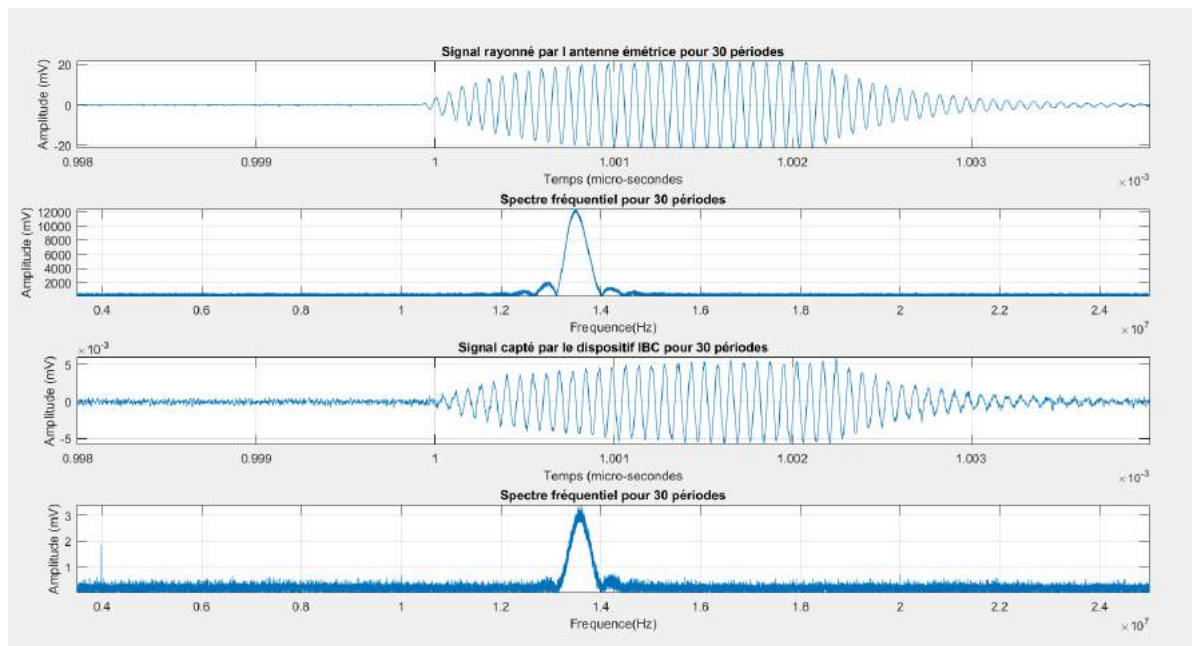


FIGURE 4.8 – Spectres des différents signaux recueillis en différents points de la chaîne d’acquisition

signal mesuré par le dispositif IBC, présenté en violet sur la figure 4.7. Ce signal est déformé par le corps humain mais également par le dispositif. La fonction de transfert du dispositif IBC est stable. Ainsi, si des différences sont obtenues entre les individus, alors on supposera que c’est uniquement du au corps humain et non au dispositif.

4.3.2 Protocole d'identification de la fonction de transfert d'un individu

Le protocole est mis en place conformément aux descriptions effectuées dans le paragraphe 4.3.1. Un individu positionne sa main sur l'antenne d'émission présentée à la figure 4.5 tandis que son autre main est positionnée sur le dispositif IBC. L'antenne et le dispositif sont fixés à une table pour que le protocole expérimental soit répétitif. Une distance de 40 cm sépare l'antenne d'émission du dispositif IBC. Des marques au sol permettent également à l'individu de se positionner toujours à la même place au fil des enregistrements. Une impulsion émise dans l'air et captée par le dispositif est présentée à la figure 4.9 (courbe bleue). On réalise une nouvelle mesure en plaçant maintenant un individu entre le dispositif d'émission et le dispositif de réception (courbe orange de la figure 4.9. On trace sur cette même figure un exemple de réponse mesurée à cette impulsion pour un individu (courbe orange). Pour que les signaux soient représentés sur le même graphique, ils ont été normalisés.

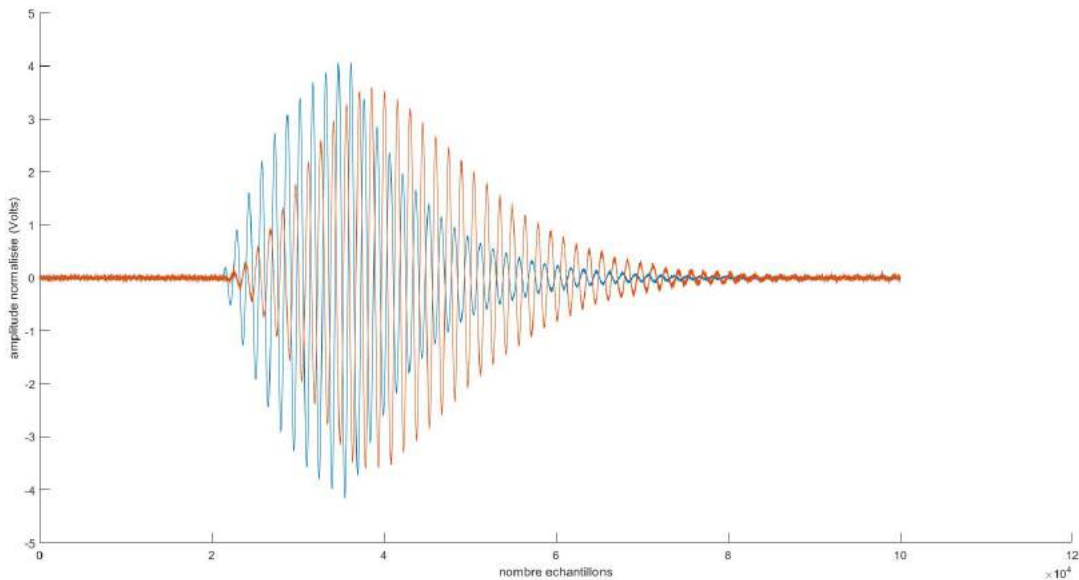


FIGURE 4.9 – Signaux utiles pour l'identification du canal corps humain

Les deux courbes présentées sur le graphique 4.9 sont mesurées juste avant d'arriver dans le corps humain pour l'une, et juste après la sortie du dispositif IBC pour l'autre. Cela peut être synthétisé dans le graphique 4.10.

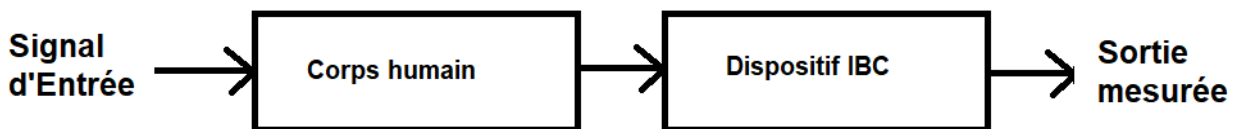


FIGURE 4.10 – Schéma présentant les courbes d'entrée et de sortie mesurées à la figure 4.9

L'identification du canal corps humain est indissociable de l'identification du système global Corps humain-Dispositif IBC.

En utilisant la modélisation présentée à la section 2.2, les caractéristiques intrinsèques du corps humain sont notées h_H . Le fonctionnement du dispositif est lui représenté par une fonction h_a . On suppose ici que h_a est constante. Si des variations sont observées entre plusieurs courbes, alors la cause proviendra de h_H .

Dans une procédure d'identification, il est nécessaire de travailler sur un signal plus basse fréquence. Pour cela, on peut s'intéresser à l'enveloppe du signal, qui correspond au signal démodulé. Le problème consiste maintenant à trouver les caractéristiques d'un système permettant de passer de l'enveloppe du signal d'entrée, de couleur bleue sur la figure 4.9, au signal orange sur la figure 4.9. Ces enveloppes sont représentées sur la figure 4.11.

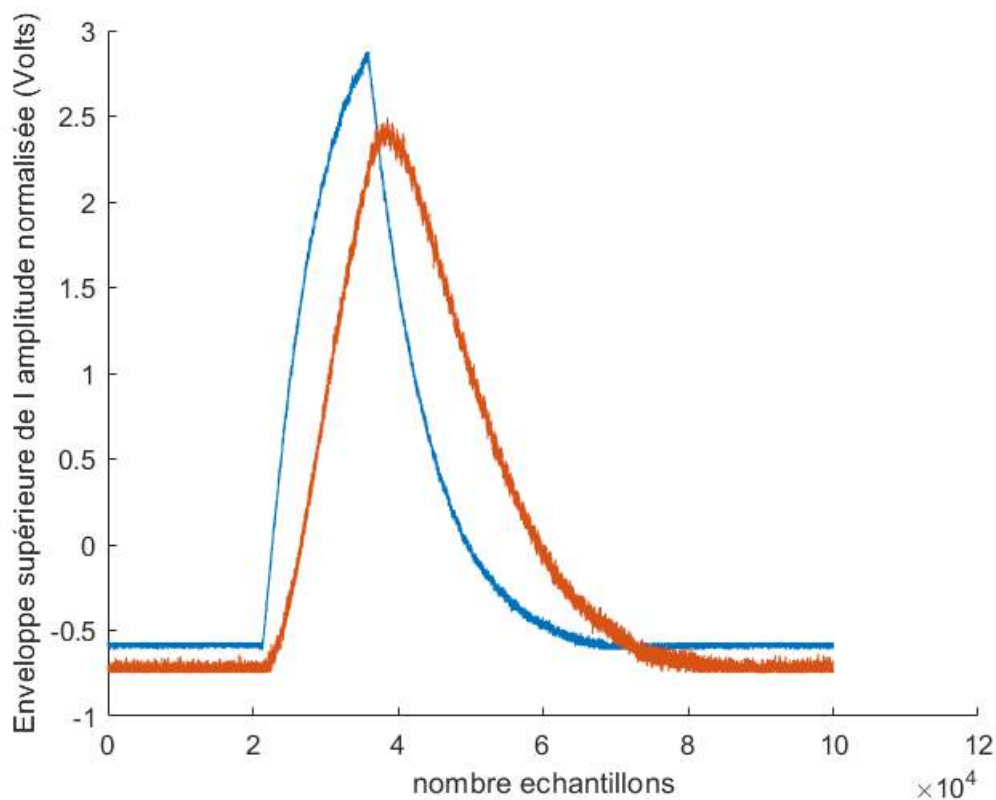


FIGURE 4.11 – Enveloppes issues des courbes de la figure 4.9, sur laquelle des méthodes d'identification vont être testées

On dispose de 6 courbes pour deux individus. L'impulsion d'entrée émise pour étudier la réponse du corps 4.11, qui a permis d'enregistrer ces 12 réponses, est commune à ces 12 courbes. On considère ici que la chaîne d'émission (générateur + antenne d'émission) permet d'envoyer des signaux strictement identiques (les temps de réponses des constituants électroniques sont négligeables par rapport à l'impact supposé du corps humain). Le protocole de mesure s'est effectué dans les mêmes conditions environnementales pour toutes les mesures et pour chaque individu.

Estimation d'un modèle fonction de transfert

Une première méthode d'identification consiste à définir une fonction de transfert permettant d'estimer au mieux la sortie du système compte-tenu de l'entrée connue. Ce que l'on appelle sortie ici correspond à l'enveloppe du signal présenté à la figure 4.11.

Plutôt que de se baser sur une seule sortie, une moyenne de 3 des 6 de sortie a été calculée pour chacun des 2 individus.

Pour le premier individu, on obtient alors une réponse moyenne à cette excitation, basé sur ces 3 premières réponses. Il est alors possible de calculer la fonction de transfert du système Individu 1-dispositif IBC. On choisit un modèle "fonction de transfert". Il faut ainsi choisir l'ordre du système que l'on cherche à modéliser, ce qui revient à choisir le nombre de pôles et de zéros. Après une phase de tests, on constate que 3 pôles et 2 zéros suffisent pour obtenir un modèle suffisamment fiable. En effet, le taux de corrélation entre la sortie réelle et le modèle estimé est de 96%.

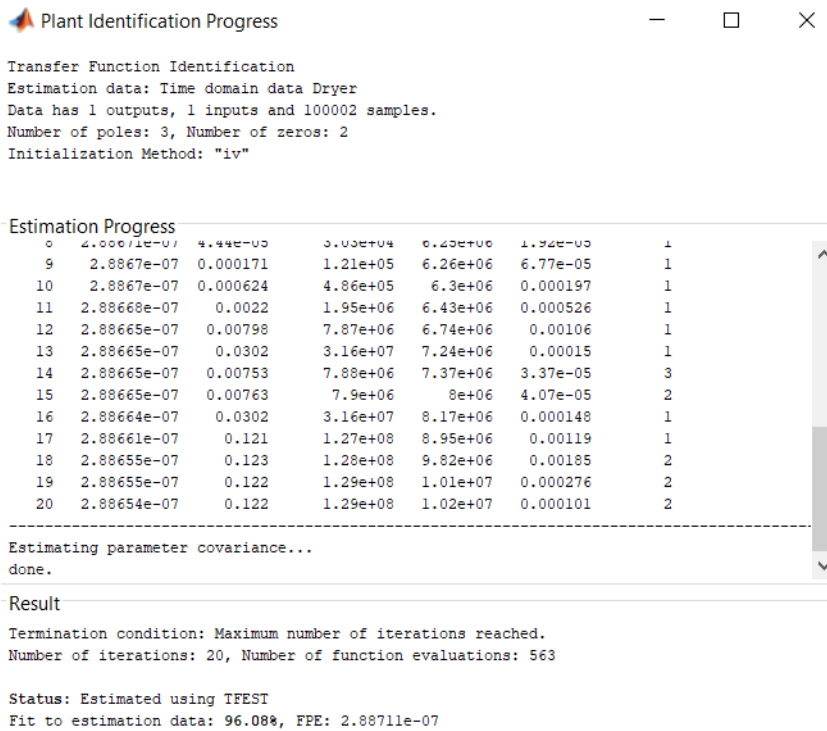


FIGURE 4.12 – Fonction de transfert caractérisant un individu

La fonction de transfert obtenue pour le premier individu après calculs est présentée à l'équation 4.12.

$$H(s) = \frac{2.708 \cdot 10^{-5} s^2 - 1.50410 \cdot 10^{-5} s + 2.61510 \cdot 10^{-5}}{s^3 + 0.04278 s^2 + 1.202 s + 2.41310 \cdot 10^{-2}} \quad (4.21)$$

Le même processus est suivi pour le second individu. Sa réponse moyenne, obtenue à partir de la moyenne de ses trois premières sorties enregistrées, est calculée. La fonction trouvée permet une nouvelle fois de modéliser parfaitement ce couple entrée-sortie. En effet, le taux de corrélation entre le modèle et les données de sortie de 98.24%, et un FPE de $7.06 \cdot 10^{-8}$. La fonction de transfert obtenue est présentée sur l'équation 4.22.

$$H(s) = \frac{2.387^{-5}s^2 + 2.64310^{-8}s + 2.47710^{-11}}{s^3 + 2.98810^{-3}s^2 + 3.36210^{-6}s + 2.08310^{-11}} \quad (4.22)$$

Hormis le fait que nous ne disposons que de 6 mesures par individu, on peut donc estimer que ces deux modèles sont représentatifs et fidèles à la réalité. A partir de ces deux modèles, il est possible de tester les 6 courbes restantes (3 par individu), non utilisées pour la création des modèles 4.21 et 4.22.

Si on compare les données en terme de taux de corrélation, on peut synthétiser les résultats à l'aide du tableau 4.1.

Choix individu	Corrélation (équation 4.21)	Corrélation (équation 4.22)
Individu 1	89.5%	85.4%
Individu 1	92.4%	93.5%
Individu 1	92.85%	93.85%
Individu 2	89.80%	89.5%
Individu 2	81.89%	92.27%
Individu 2	87.17%	85.46%

TABLE 4.1 – Évaluations des modèles "fonctions de transferts" de deux individus pour estimer de nouvelles courbes

Les deux fonctions de transferts présentées aux équations 4.21 et 4.22 ne permettent pas de discriminer un individu. En effet, les nouvelles courbes (non utilisées dans l'apprentissage des modèles) de l'individu 1 sont mieux estimées en se basant sur le modèle de l'individu 2. C'est également le cas de l'individu 2, où 2 de ses 3 nouvelles courbes sont mieux estimées avec le modèle du premier individu. Pourtant, lors de la création de ce modèle "fonction de transfert", les taux de corrélations ainsi que le FPE étaient bons. Ces taux montrent que le modèle s'approchait au plus près de la signature des individus créés à partir de 3 de leurs courbes.

4.3.3 Étude des variations intra-individus

La variabilité des mesures fait qu'un modèle, décrivant pourtant bien la réalité du phénomène sur une série de mesures d'entraînements, ne permet pas de prédire le comportement de nouvelles courbes. C'est ce qui vient d'être montré dans la section 4.3.2.

Cette recherche d'un modèle unique pour un individu n'est pas possible. Plutôt que de chercher ce modèle décrivant parfaitement le transfert d'un individu, nous avons cherché à étudier les différences d'un individu par rapport à un individu moyen. C'est un autre type d'information qui est ici recherché. Ces différences sont peut-être plus significatives que le modèle initial.

Pour créer ce modèle représentatif d'un humain moyen, on utilise les 12 courbes présentées à la section 4.3.2. En moyennant ces 12 courbes, on obtient alors une réponse moyenne caractérisant un transfert humain. C'est ce que l'on appelle l'humain moyen.

On peut alors étudier les variations de l'individu étudié par rapport à l'individu moyen, en soustrayant les signatures point à point.

Prenons l'exemple de l'individu 1. Ces variations, observées par rapport à un individu moyen, sont présentées à la figure 4.13.

Une fois encore, des différences conséquentes, que ce soit en termes de temps de propagation (décalage temporel) mais aussi en termes d'amplitude (gain) montrent que le modèle prédit n'est pas stable. Cela permet d'expliquer les faibles résultats en termes de corrélation présentés dans le tableau 4.1.

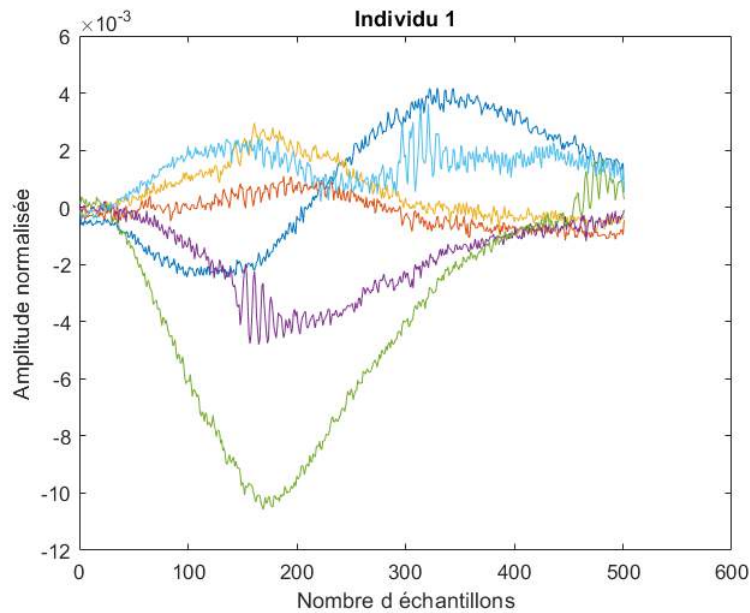


FIGURE 4.13 – Variations d'un individu par rapport au transfert d'un individu moyen

Le même traitement peut être effectué sur le second individu. Ses variations, par rapport à un individu moyen, sont présentées sur la figure 4.14.

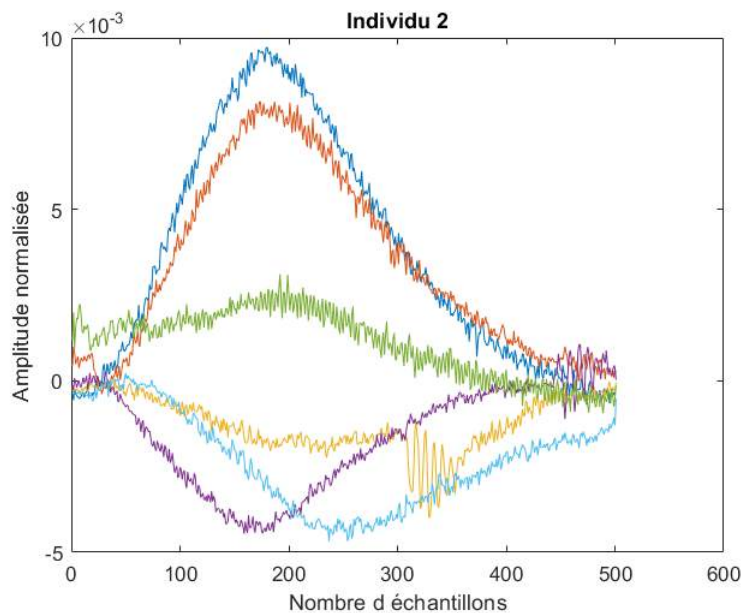


FIGURE 4.14 – Cette figure représente l'écart en tension de la réponse de la réponse d'un individu par rapport au transfert moyen

Pour cet individu, on observe également une grande disparité dans ses mesures, comparativement à un humain moyen. Il est nécessaire de comprendre la variabilité de ces mesures afin de justifier pourquoi on ne parvient pas à dégager de caractéristique intrinsèque. Il faut savoir

ici que les différences attendues sont minimales. En effet, il aurait été peu probable que les réponses à une excitation de différents corps humains soient très différentes. Comparativement à la longueur d'onde utilisée, la distance de propagation reste faible. De plus, le signal recueilli concerne l'enveloppe du signal. Cette enveloppe va jouer un rôle de filtre passe-bas et gommer les différences.

La différence que l'on observe entre les réponses pour un même individu est trop grande pour permettre à ce stade une identification. Il est possible que les causes de cette variabilité ne soient pas internes mais dues à l'environnement ou au bruit se rajoutant entre l'entrée et la sortie (que l'on ne contrôle et mesure pas).

4.4 Cas pratique : étude de réponses fréquentielles

Les transferts IBC, notamment dans le cadre de l'antenne rayonnante décrite par Kibret [47], sont annoncés comme dépendant de la taille et de la corpulence du sujet. Ces travaux ont été détaillés dans la section 1.1.3 de ce manuscrit. L'analyse temporelle ne permettant pas d'obtenir des résultats convaincants, l'idée de cette partie est d'utiliser des méthodes d'identification basées sur l'étude de la réponse fréquentielle. Ces réponses fréquentielles sont utilisées pour caractériser des antennes afin de connaître leur bande passante. L'étude va porter sur une plage de fréquence allant de 1 MHz jusqu'à 80 MHz. On se limitera à 80 MHz pour ne pas être perturbé par les fréquences FM débutant à 87.5MHz.

Pour effectuer cette étude, présentons la chaîne d'instrumentation qui va être utilisée, à vide (i.e. sans présence de corps humain).

4.4.1 Étude de la chaîne d'instrumentation à vide

Dans le domaine des antennes radioélectriques, les propriétés d'une antenne sont les mêmes qu'elle soit utilisée en émission ou en réception (quand il n'y a aucun système d'amplification). Une antenne peut alors indépendamment être caractérisée en mode "émission" ou dans un mode "réception". D'un point de vue pratique, il est plus simple de caractériser le corps humain en mode réception. En effet, il suffit de l'irradier dans un champ électromagnétique et de capter ce que retransmet ce corps à une antenne que l'on placera à proximité. Pour le caractériser en émission, il aurait fallu utiliser des électrodes à placer en contact avec la peau et capter ce que ré-émet ce corps.

De plus, dans le scénario IBC que l'on a décrit précédemment, le corps est un récepteur de champ émis par un émetteur standard NFC. On se rapproche donc plus de ce cas d'usage.

Pour effectuer cette caractérisation, une chaîne d'instrumentation est nécessaire. Cette chaîne est constituée de deux antennes. La première, considérée comme une antenne d'émission, a pour but de créer le champ électromagnétique qui va irradier le corps humain. La seconde antenne a pour but de recueillir les signaux captés par ce corps humain.

Le protocole permettant d'étudier les caractéristiques physiologiques du corps humain sur des considérations de forme est présenté à la figure 4.15.

L'antenne d'émission, alimentée par un générateur de signal, va générer une onde que l'on appellera dans la suite de ce document V_E . Ce signal va se propager dans l'air avant d'irradier le corps humain. Le corps humain, irradié par ce champ, va jouer le rôle d'un relais de transmission et va ré-émettre une partie de ce signal. L'antenne de réception doit être en mesure de capter ce champ ré-émis. Ce champ mesuré par l'antenne de réception sera appelé V_S .

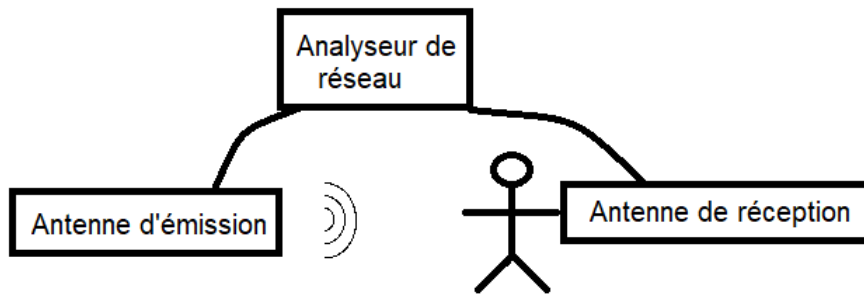


FIGURE 4.15 – Protocole expérimental pour la mesure de caractéristiques physiologiques

Description de l'antenne d'émission

Pour émettre les signaux, une antenne électrique de 1 mètre de haut sera utilisée. Cette antenne est capable d'émettre des signaux entre 100 kHz et 80 MHz. Sur une plage de fréquence aussi large, il est impossible d'avoir une antenne qui émette un champ uniforme en terme d'amplitude. En revanche, on s'assure qu'aucun trou n'est observé sur l'ensemble de la bande. Parfois, les antennes ont des plages de fréquences où l'émission est très atténuée. Des compensations sont alors possible, mais il ne faut quand même pas que l'atténuation soit trop importante. Ce type d'antenne, appelée antenne ground plane ou antenne 1/4 d'onde, se comporte comme un dipôle. Si le sol est une surface conductrice suffisamment grande, alors l'antenne est accordée à la fréquence de $\frac{\lambda}{4}$, λ étant la longueur d'onde de l'onde émise. Une antenne de 1 mètre de hauteur est ainsi naturellement accordée à une longueur d'ondes de 4 m, ce qui correspond à une fréquence de 75 MHz. Le plus important ici est simplement que ce gain soit non nul. Le choix de cette antenne est également motivé par le fait que le corps humain est plus sensible à la composante électrique de l'onde électromagnétique. On se donne alors le maximum de chance de réussir à obtenir des informations discriminantes en favorisant cette composante. Une photographie de l'antenne d'émission est présentée à la figure 4.16.

Dans le protocole mis en place, cette antenne doit émettre un champ électromagnétique qui va venir irradier un corps humain. Pour se placer dans la théorie des ondes planes en champ lointain ce corps doit se situer à une distance suffisante de cette antenne d'émission. Cette distance minimale, correspondant à la valeur de la longueur d'onde divisée par 2π , dépend de la fréquence. En choisissant d'espacer ces deux antennes l'une de l'autre de 3 mètres, on s'assure d'être en champ lointain à partir des fréquences supérieures à 10 MHz, ce qui correspond à la majorité du champ étudié.

Présentation de l'antenne de réception

Présentons maintenant de l'antenne de réception utilisée. L'objectif de cette antenne est de recueillir les signaux captés et ré-emis par le corps humain.

Pour cela, nous avons spécialement créé une antenne de réception. L'objectif ici est de mesurer ce que re-rayonne le corps humain. Il est alors naturel de penser à une antenne de type électrique. Une antenne fouet n'est pas envisagée, car il n'est pas évident de concentrer les signaux ré-émis par le corps humain dans celle-ci. En revanche, une antenne formée de deux plaques conductrices, à la manière d'un condensateur, est idéale. Il est possible de positionner sa main ou ses pieds dessus et d'avoir une grande interface avec le corps humain. Cette antenne est constituée d'une planche de bois de 18 mm d'épaisseur, de taille 60cm x 40cm. De chaque côté de cette planche, on



FIGURE 4.16 – Antenne fouet utilisée en émission dans le cadre de la caractérisation statique d'un individu

retrouve deux surfaces conductrices constituées de rubans de cuivre et de rubans d'aluminium. Cette antenne est présentée à la figure 4.17.

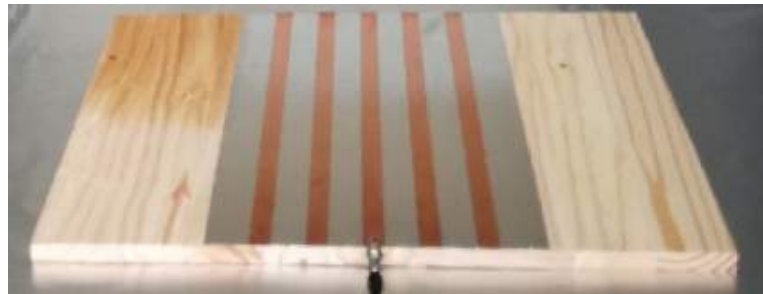


FIGURE 4.17 – Création d'une antenne de réception de type électrique

Caractérisons l'ensemble de la chaîne d'acquisition sans présence de corps humain. L'antenne d'émission balaye un ensemble de fréquence allant de 10 MHz jusqu'à 80 MHz, avec un pas de 100 Hz. La mesure s'effectue ainsi en 41 secondes, ce qui reste relativement court. Nous faisons l'hypothèse que l'environnement ainsi que le corps humain sont invariants pendant ce laps de temps. L'antenne d'émission est alimentée à puissance constante de 62 dBm par un générateur de signal sur toute la bande étudiée. Le signal mesuré par l'antenne de réception, avec ce protocole, est présenté à la figure 4.18.

Bien que l'antenne d'émission soit alimentée à puissance constante, on observe que la réponse mesurée par l'antenne de réception n'est pas stationnaire sur l'ensemble de la bande. Cela traduit le fait que l'antenne d'émission va être plus apte, par construction, à transmettre certains signaux. L'antenne de réception va également filtrer les signaux reçus.

Sans aucune calibration, on constate que les antennes d'émission et de réception vont favoriser

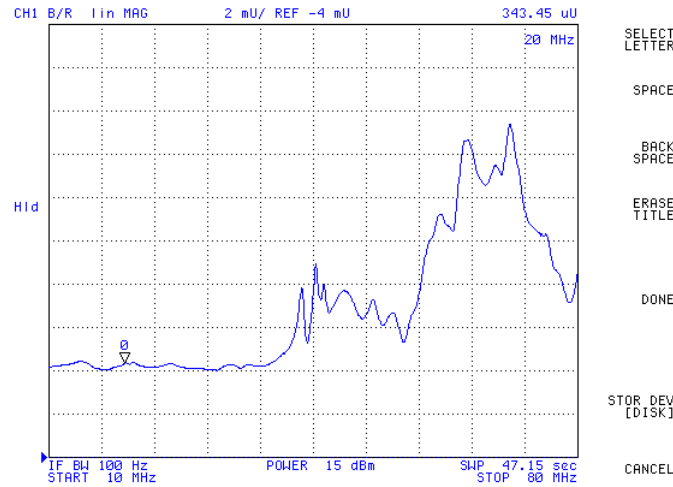


FIGURE 4.18 – Réponse fréquentielle du couple émission-réception, dans l'air, avant calibration

certaines fréquences. Autour de 60 MHz, le niveau du signal est beaucoup plus élevé que sur la plage [10 MHz :40 MHz] par exemple. La figure 4.18 permet de comprendre le comportement de l'antenne d'émission et de celle de réception simultanément, sans présence de corps humain.

A ce stade, c'est le rapport des potentiels efficace d'entrée sur celui de sortie $\frac{V_S}{V_E}$ qui nous intéresse. En revanche, pour des considérations pratiques, il est préférable d'envoyer un signal d'émission avec une puissance élevée. En effet, cela permet de d'augmenter le rapport signal sur bruit. Le générateur de signal émet une puissance initiale de 15 dBm. Ce signal passe par un amplificateur pour atteindre une puissance de 62 dBm à l'entrée de l'antenne d'émission. Le dBm correspond au rapport de puissance entre la puissance mesurée en décibel et un milliwatt (mW). Cette puissance est donc très importante quand on sait que les bruits de fond, pour un canal dans un environnement standard, est aux alentours de -100dBm.

4.4.2 Non-stationnarité des mesures

Le protocole de mesure à vide (donc sans corps humain) a été présenté. Il s'agit maintenant de vérifier que celui-ci permet d'obtenir des résultats stationnaires dans le temps. Nous avons présenté, à la figure 4.18, le diagramme de rayonnement de l'ensemble Antenne d'émission/Antenne de réception. L'objectif ici est de compenser les défauts des deux antennes pour obtenir un diagramme plat sur l'ensemble de la bande de fréquence étudiée. Ainsi, lorsque un corps humain sera introduit entre l'antenne d'émission et l'antenne de réception, les variations observées sur le tracé de $\frac{V_S}{V_E}$ compensé seront spécifiquement dues à la présence de ce corps.

Pour cela, on peut calibrer le générateur de signal (qui se trouve être un analyseur de réseau utilisé en mode analyseur de spectre, Agilent 4395A). Cette analyseur balaye une première fois l'ensemble de la bande étudiée, à V_E constant. La réponse V_S est mesurée à V_E constant. Ainsi, l'analyseur est capable en post-traitement d'ajuster le V_E théorique pour que ce rapport $\frac{V_S}{V_E}$ soit constant sur toute la plage d'étude. Le pas de la mesure reste ici de 100 Hz, pour obtenir des mesures suffisamment fines.

Une première calibration de la chaîne d'acquisition dans son ensemble est réalisée. Si une nouvelle mesure, sans corps humain, est effectuée directement après cette calibration, alors le diagramme de Bode mesuré est parfaitement plat sur l'ensemble de la bande étudiée. En revanche,

si la mesure est relancée plusieurs heures après que la calibration ait été effectuée, un diagramme de Bode comme présenté à la figure 4.19 peut être obtenu.

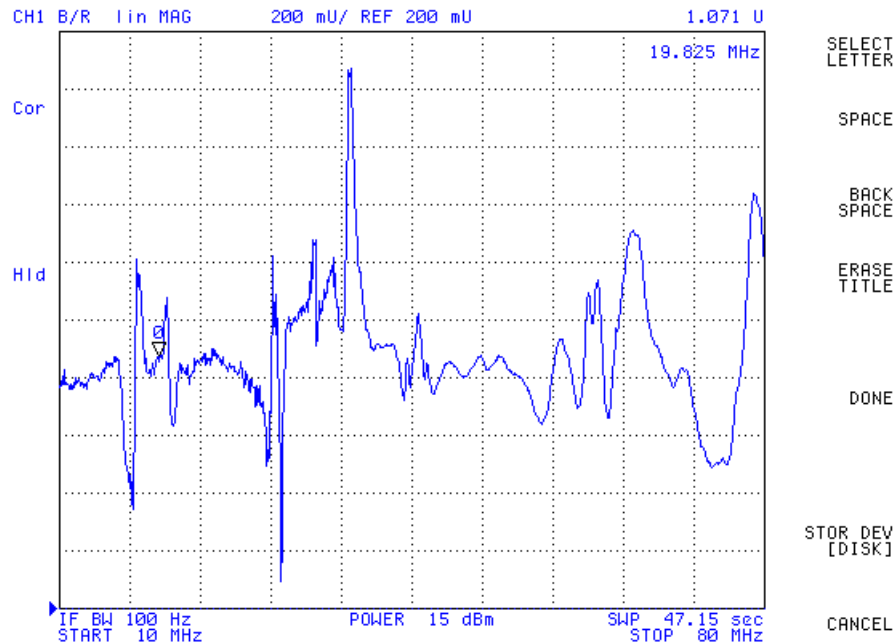


FIGURE 4.19 – Variations des mesures post-calibration

L'échelle, en amplitude, est de 200 mV par division. Cela signifie donc qu'un écart d'une division correspond à une variation du rapport $\frac{V_S}{V_E}$ de 20%. Aux alentours de 40 MHz, on atteint un écart d'une unité. Le rapport est passé du simple au double alors que la configuration et le protocole de mesure n'ont pas changé. Cela signifie que cette mesure n'est pas stable dans le temps. Une des manières de stabiliser ces mesures consiste à réduire l'impact des perturbations extérieures. Pour ce faire, on peut placer l'antenne de réception et l'antenne d'émission à un potentiel commun. On parlera ici de plan de masse. L'impact de plan de masse sur les antennes a été étudié a de nombreuses reprises, comme dans ce papier de Mirhadi[62].

Pour que les deux antennes aient le même potentiel, le sol est recouvert de papier aluminium. L'environnement dans lequel se déroule l'expérience est présenté sur la figure 4.20.



FIGURE 4.20 – Cadre de réception

Ce plan de masse ne résout pas tous les problèmes. Un des soucis majeurs à ces fréquences

provient des rayonnements parasites dans les câbles d'alimentation. La figure 4.21 présente les résultats d'une mesure effectuée le lendemain d'une calibration.

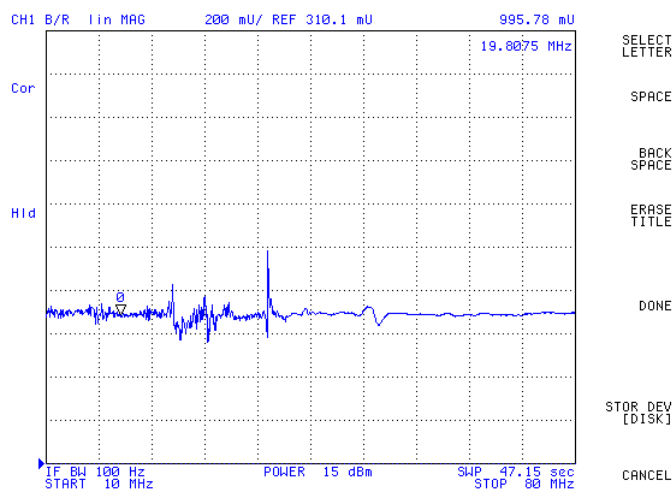


FIGURE 4.21 – Nouvelle calibration avec la présence du plan de masse

L'échelle des ordonnées présentée à la figure 4.21 est la même que celle utilisée à de la figure 4.19. Le plan de masse permet de réduire le bruit ambiant par un facteur 5 et améliore la répétitivité des mesures. En revanche, il ne résout pas tous les problèmes. Des erreurs de l'ordre de 20% persistent, mais cela semble inhérent au protocole de mesure. En haute-fréquence, les câbles (même blindés) vont rayonner une partie du signal qu'ils transmettent. La réponse mesurée et compensée prend donc en compte ces rayonnements parasites. Le protocole expérimental est donc très sensible aux bruits puisque les points d'entrées sont très nombreux.

Nous allons maintenant présenter les résultats obtenus lorsqu'un individu, irradié par l'antenne d'émission, se place sur l'antenne de réception.

4.4.3 Influence du corps humain dans la propagation des ondes électromagnétiques

Concrètement, après que le système ait été calibré à vide, nous allons demander à des individus de venir se positionner en position debout sur l'antenne de réception. Une illustration du protocole est présentée à la figure 4.22.

L'antenne d'émission est placée à 3 mètres de l'individu. Une calibration a été effectuée en suivant le protocole décrit à la section 4.4.2. Exactement de la même manière que lors de la mesure à vide, l'antenne d'émission va balayer l'ensemble des fréquences allant de 10 MHz jusqu'à 80 MHz. Le corps humain, positionné sur l'antenne de réception, va jouer le rôle de relais de transmission et va venir modifier le signal capté par cette antenne.

4.4.4 Résultats partiels sur cette série de mesures

Un premier individu se positionne sur l'antenne de réception. Le résultat de la mesure est présenté à la figure 4.23.

En analysant ce résultat obtenu pour une personne, on détecte la présence d'un pic de résonance à la fréquence de 38 MHz. L'amplitude de cette résonance est très importante puisque l'échelle du graphique est de 200 unités par division. Cela signifie qu'à 38 MHz, on obtient un

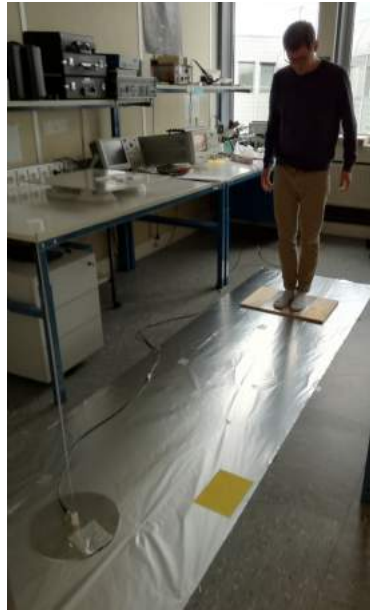


FIGURE 4.22 – Positionnement individu et antenne

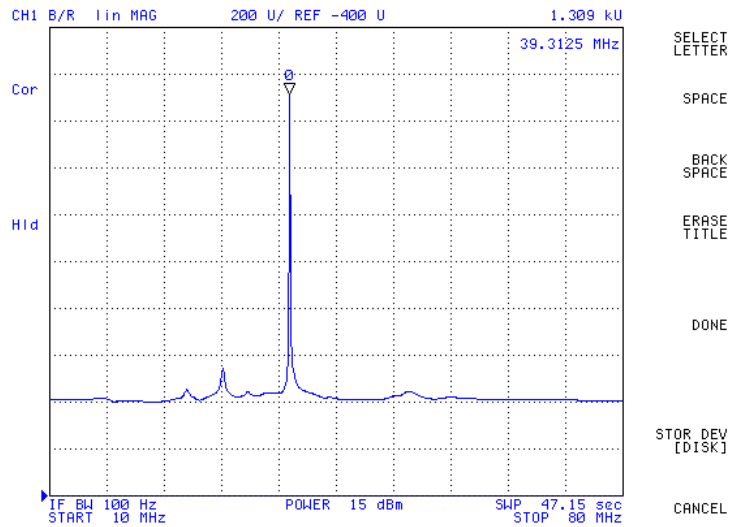


FIGURE 4.23 – Fonction de transfert obtenue pour l'individu 1 sur la bande 10 MHz-80 MHz

rapport $\frac{V_S}{V_E}$ supérieur à 1000 ! La fréquence de 38 MHz n'est pourtant pas à priori une caractéristique discriminante d'un individu. Un deuxième individu se positionne sur l'antenne de réception pour effectuer le même protocole expérimental. Les résultats de cette mesure sont consignés sur la figure 4.24.

Cette fréquence dépend du protocole expérimental. En positionnant les câbles reliant l'antenne d'émission et l'antenne de réception à l'analyseur différemment, on obtient des pics d'amplitude similaire mais à des fréquences différentes (allant de 25 MHz jusqu'à 60 MHz) Ces résultats, obtenus dans cette nouvelle configuration, sont présentés à la figure 4.25. On constate dans ce cas de figure que la fréquence de résonance est obtenue aux alentours de 39 MHz.

Il est clair que la présence d'un corps humain modifie le fonctionnement de cette chaîne

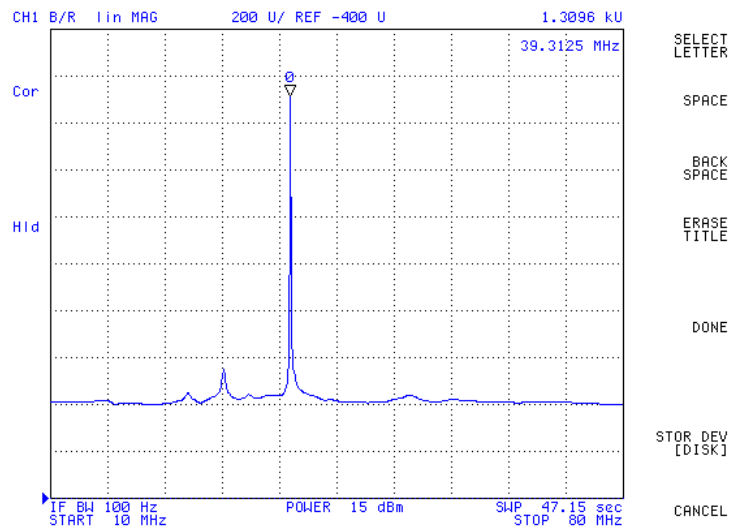


FIGURE 4.24 – Fonction de transfert obtenue pour l’individu 2 sur la bande 10 MHz-80 MHz

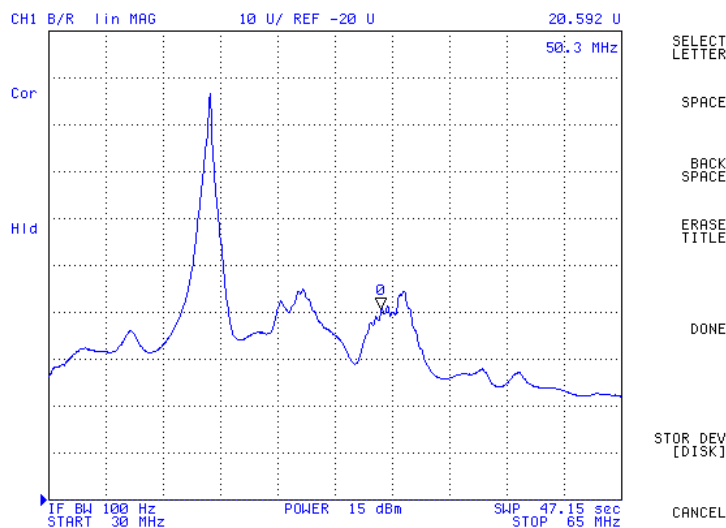


FIGURE 4.25 – Fonction de transfert pour l’individu 1 avec même émission et une nouvelle configuration de câbles

d’acquisition. En effet, sans présence de celui-ci, le rapport $\frac{V_S}{V_E}$ reste stable après calibration (avec une marge de variation inférieure à 20%). On atteint à une fréquence donnée une variation de plus de 1000% quand un humain vient se placer sur cette antenne. Le fait de positionner un objet sur l’antenne de réception (essais avec un extincteur) permet d’obtenir des courbes similaires à celle d’un corps humain. On entend ici par similaire des fréquences de résonance communes. Les paramètres mesurés dans ce diagramme résultent de configuration extérieures indépendantes de l’individu.

Une nouvelle méthode plus robuste (moins sujette aux perturbations extérieures) a été mise en place pour essayer de mettre en exergue des paramètres discriminants entre les individus.

Nous nous sommes donc inspirés de ce qui se fait dans le milieu des antennes. En règle générale, lorsque l'on cherche à les caractériser, on trace leur abaque de Smith [86].

4.4.5 Utilisation d'une méthode classique de caractérisations d'une antenne appliquée à l'antenne "corps humain"

Dans les travaux jusqu'alors, nous sommes partis du postulat que le corps pouvait effectivement être assimilé à une antenne. Le fonctionnement observé de l'IBC d'Orange montre effectivement que le corps a l'aptitude de faire rayonner une partie du signal. Prenons l'exemple d'un fonctionnement possible où deux individus possèdent un dispositif IBC sur eux. Le premier individu effectue un geste volontaire sur l'émetteur NFC. Ce cas pratique est présenté à la figure 4.26.

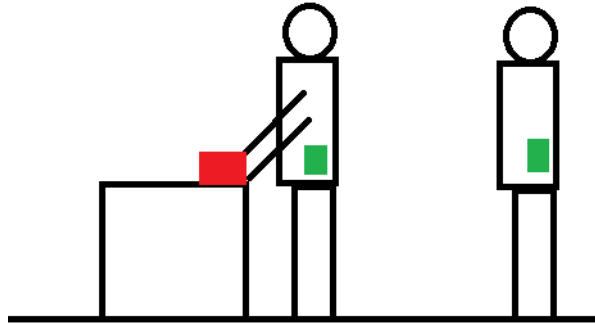


FIGURE 4.26 – Illustrations du protocole de proximité engendrant des phénomènes d'interférences

Pour illustrer ce propos, le scénario de la figure 4.26 a été enregistré. Le résultat est présenté sur la figure 4.27.

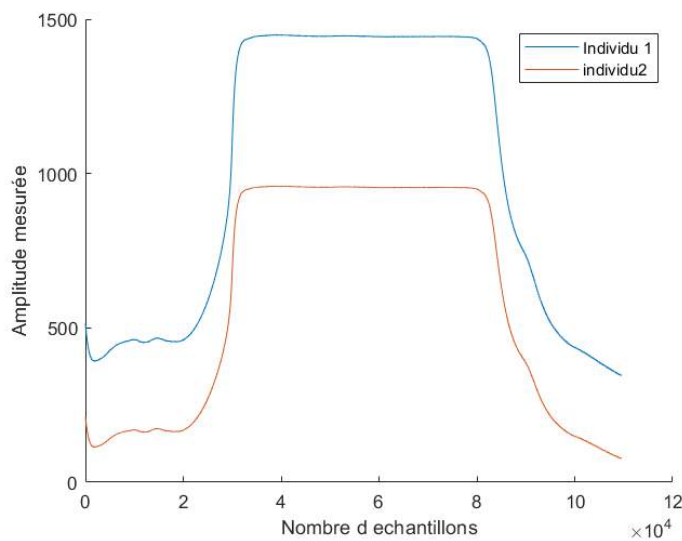


FIGURE 4.27 – Potentiels électriques mesurés par deux prototypes IBC proches l'un de l'autre lorsqu'un individu effectue un geste volontaire

On constate que le niveau de base, avant le toucher du lecteur, est plus élevé pour l'individu qui est situé au plus prêt de l'émetteur (et qui effectue le geste volontaire). Les gestes peuvent être captés aisément par les deux dispositifs. Cela prouve que le corps est effectivement capable de re-rayonner une partie de l'énergie qu'il capte. Il est donc logique d'essayer de caractériser cet individu avec les méthodes permettant de décrire le fonctionnement des antennes. Regardons comment sont décrites les antennes dans la littérature. Classiquement, une antenne est totalement caractérisée à l'aide des propriétés suivantes [79] :

- ses caractéristiques mécaniques
- sa ou ses fréquences de fonctionnement
- sa bande passante
- son impédance
- sa polarisation
- sa directivité
- son gain
- sa puissance maximale d'utilisation

Caractériser un corps humain comme une antenne rayonnante peut être fait à l'aide de toutes ces caractéristiques. Pour répondre à notre problématique, on espère que ces descripteurs sont caractéristiques d'un individu.

La fréquence de fonctionnement et la bande passante sont liées à la forme de l'antenne dans le cas d'une antenne dipôle (cf antenne quart d'onde décrite dans le paragraphe 4.4.1).

Pour tracer un diagramme de Smith, il suffit de brancher l'antenne que l'on souhaite caractériser à un analyseur de réseau. Prenons le cas d'une antenne filaire de 1 mètre de haut déjà présentée à la figure 4.17. Pour rappel, sa fréquence de résonance théorique se situe à 75 MHz et va résonner tous les $\lambda/4$.

La tracé de son abaque de Smith, sur une plage allant de 10 MHz jusqu'à 80 MHz, est présenté à la figure 4.28.

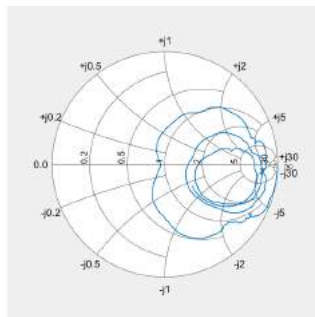


FIGURE 4.28 – Tracé de l'abaque de Smith d'une antenne filaire de hauteur 1 mètre sur une plage de fréquence allant de 10 MHz à 80 MHz

Ce graphique est cohérent à celui d'une antenne car l'axe imaginaire est coupé à plusieurs reprises. Chacune de ces coupures correspond à une fréquence de résonance particulière de l'antenne.

L'antenne que l'on cherche à caractériser étant le corps humain, il faut réussir à interfacer l'analyseur de réseau "Agilent AFG3102". Pour cela, une interface cuivrée a été créée. Cette interface correspond à une portion de cuivre adaptée sur laquelle l'individu va venir placer son pied. La ligne de transmission peut alors être étudiée tout à fait classiquement comme dans le cadre d'une antenne standard.



FIGURE 4.29 – Socle de fixation de l'antenne

Contrairement au tracé du diagramme de Bode, cette mesure n'est pas influencée par l'environnement extérieur. En effet, l'analyse s'effectue sur une ligne de transmission. Ainsi, les phénomènes de rayonnements parasites dans les câbles ne viennent plus perturber les mesures.

On trace l'abaque de Smith de deux individus, que l'on regroupe sur la figure 4.30.

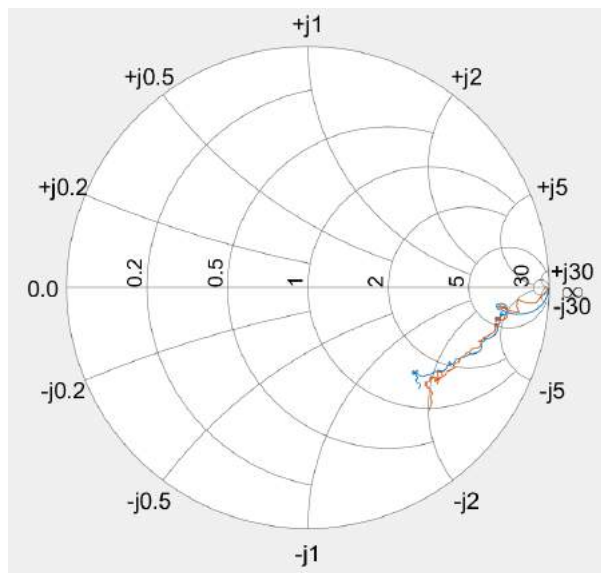


FIGURE 4.30 – Tracé de l'Abaque de Smith de deux individus distincts

Contrairement à l'abaque de Smith d'une antenne filaire 4.29, aucune résonance n'est observée

que ce soit pour le premier (courbe orange) ou le second individu (courbe bleue). Les deux corps humains rayonnent un champ électromagnétique mais ne résonnent pas. Or, sans fréquence de résonance, la notion d'antenne est remise en question. L'hypothèse initiale faisant une analogie entre un corps humain et une antenne ne semble donc pas validée. Nous n'observons pas les phénomènes décrits dans le papier de Kibret [47], où une fréquence de résonance devait être fonction de la taille et de la corpulence d'un individu. Cela ne signifie pas pour autant que l'on transmet tous les signaux de la même façon.

4.5 Explication sur les difficultés de mesures des caractéristiques physiologiques

Les expérimentations menées, que ce soit dans le domaine temporel ou dans le domaine fréquentiel, n'ont pas permis de prouver l'existence de caractéristiques physiologiques propres à un individu. La difficulté réside principalement dans l'extraction des paramètres intrinsèques qui se trouvent noyés dans le bruit ambiant ou dépendant d'aspect comportementaux.

L'environnement extérieur a un impact direct sur les mesures car elles n'ont pas été effectuées dans une chambre anéchoïde (conformément à ce qui se fera dans le futur si cette technologie voit le jour) pour ce qui concerne l'étude dans le domaine fréquentiel.

L'expérience précédente montre que l'environnement peut avoir une influence importante sur les mesures, surtout si on élargit la passante dans laquelle on cherche à identifier un humain. Nous allons présenter dans cette section une deuxième série d'expériences qui illustrent une autre source de variabilité et qui donc rend difficile l'identification d'un individu et de son couplage avec l'antenne d'émission. Ce couplage dépend malheureusement de la manière donc la main est placée sur l'antenne ainsi que de la force à laquelle celle-ci appui sur l'antenne. Pour prouver ces affirmations, des mesures d'impédance (exactement dans le même contexte que lors du tracé du diagramme de Smith, mais en se plaçant à une seule et unique fréquence : 13.56 MHz).

Lorsqu'une personne pose sa main sur un émetteur, un couplage plutôt capacitif se produit. Ce couplage est illustré par la figure 4.31.

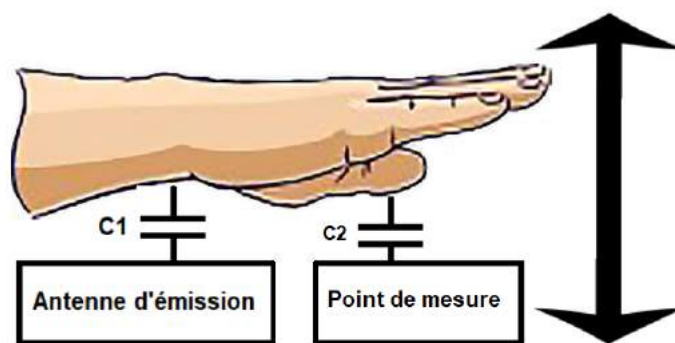


FIGURE 4.31 – Couplage capacitif entre la main et l'émetteur NFC

Pour comprendre l'influence de ce couplage, l'antenne présentée à la figure 4.32 a été utilisée. Cette antenne, réalisée par nos soins, favorise le couplage capacitif. Elle est constituée de deux plaques conductrices positionnées l'une à côté de l'autre.

Cette antenne est branchée directement à l'analyseur de spectre. On cherche alors à obtenir la mesure du coefficient de réflexion ρ comme définie à l'équation 4.5, à la fréquence de 13.56

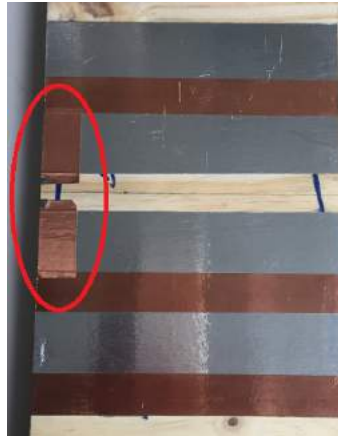


FIGURE 4.32 – Antenne utilisée pour mettre en lumière l’impact du couplage main/antenne

MHz. Des mesures, pour une seule et même personne, ont été enregistrées dans 4 configurations différentes.

Les configurations retenues sont les suivantes :

- main sèche, appui léger sur l’antenne (Conf.1)
- main sèche, appui ferme sur l’antenne (Conf.2)
- main humide, appui léger sur l’antenne (Conf.3)
- main humide, très gros appui sur l’antenne (Conf.4)

Quelle que soit la configuration retenue, on place la paume de sa main sur un des côtés de l’antenne, et les doigts sur l’autre côté. L’analyseur de réseau permet d’obtenir un résultat sous la forme complexe $Z = R + jX$. On calculera la capacité équivalente à l’aide de l’équation 4.23

$$X = \frac{1}{2\pi fC} \quad (4.23)$$

X la réactance capacitive en ω , f étant la fréquence en Hz et C la capacité équivalente. Ces mesures sont synthétisées dans le tableau 4.2.

Choix configuration	R	j X	Capacité équivalente
Conf.1	79	-26	408 pF
Conf.2	65	-21	546 pF
Conf.3	70	-17	684 pF
Conf.4	61	-13	899 pF

TABLE 4.2 – Évolution de l’impédance d’onde en fonction de différents paramètres

La réactance est négative. Ce couplage a donc un effet capacitif. Plus la main est posée fermement sur l’antenne et plus ce côté capacitif est accentué.

On peut supposer que ce couplage capacitif a un effet de filtrage sur les signaux enregistrés. Prenons l’exemple d’un filtre passe bas d’ordre 1 passif. Le phénomène n’est pas forcément modélisable parfaitement à l’aide de ce filtre, mais cela permet de donner une première approximation des erreurs de mesures.

La transmittance d'un filtre passe bas d'ordre 1, passif se modélise classiquement par la relation 4.24.

$$T = \frac{1}{1 + j\frac{\omega}{\omega_0}} \quad (4.24)$$

T étant la transmittance, ω la pulsation ($2\pi f$ avec f la fréquence en Hz) et $\omega_0 = \frac{1}{RC}$ la pulsation propre.

Si on utilise les valeurs extrêmes du tableau 4.2 (main humide avec appui ferme et main sèche avec appui léger) à la fréquence de 13.56 MHz, on obtient alors une différence de gain de 40%.

Si on reprend les figures 4.13 et 4.14, on constate que les variations observées entre un homme moyen et ces deux individus est au maximum de 10^{-2} Volt. En ramenant ces écarts au niveau initial du signal émis, cela représente donc, au maximum, un écart de 22%. On se situe donc largement dans la fourchette d'incertitude due à la position et l'humidité de la main au moment de la mesure. Plus la fréquence est élevée et plus l'influence de ce couplage est importante. Le problème est donc encore plus amplifié sur des fréquences supérieures. En voulant observer des paramètres intrinsèques à l'individu, on recueille en pratique des paramètres qui sont également le fruit de son comportement (appui plus ou moins ferme). Il est donc très délicat d'isoler les aspects intrinsèques d'un individu, même de façon statique.

4.6 Conclusion du chapitre

L'exploration de nouveaux paramètres "intrinsèques" permettant d'améliorer la classification plutôt dynamique présentée au chapitre précédent semble complexe dans un environnement non contrôlé. Les différentes tentatives effectuées dans ce chapitre ont toutes abouties sur la même conclusion : ce qui est mesuré est trop perturbé pour espérer extraire des paramètres intrinsèques.

Ici, nous n'affirmons pas que chaque corps ré-émet de la même manière. Il faudrait certainement se placer dans des conditions plus strictes (chambre anéchoïdes par exemple) pour pouvoir observer des différences entre les individus. Ce n'est pas l'esprit des travaux qui sont menés ici, puisque l'on s'éloignerait trop du contexte initial. Hormis le fait de se placer dans un environnement non-bruité, nous allons conclure cette thèse sur d'éventuelles pistes pour quiconque souhaiterait reprendre tout ou partie les travaux que l'on a menés.

Synthèse et pistes pour d'éventuels développements futurs

Tout au long de ces 3 années, un certain nombre de choix ont été faits. Ces choix, technologiques ou dans le traitement des signaux recueillis, ont influencé les résultats présentés dans ce manuscrit. Cette synthèse, sous forme de mini-chapitre, va récapituler les performances globales atteintes par le dispositif et notre chaîne de traitement. Ensuite, on détaillera les pistes qui pourraient être développées si ce travail se poursuivait dans un cadre beaucoup moins strict.

Le cadre initial de cette thèse imposait des contraintes relativement strictes. Cela a influencé certaines décisions et certains choix technologiques. Nous allons commencer par rappeler les résultats obtenus dans ce cadre spécifique, et décrire sous quelles conditions ils ont été atteints.

5.1 Synthèse sur les résultats obtenus dans le cadre imposé par Orange

L'entreprise Orange souhaitait explorer la possibilité d'effectuer de l'identification (ou de l'authentification) de personnes à l'aide de la technologie NFC industrielle sans modification. La justification de l'utilisation de cette technologie NFC est double. Premièrement, on rappelle ici que le NFC est né chez Orange et l'entreprise reste donc très attachée à trouver des services qui peuvent permettre son développement. Le deuxième levier est que cette technologie est relativement bien répandue, ce qui faciliterait donc le déploiement de l'IntraBody Communication. Rappelons les résultats obtenus dans ce contexte particulier.

5.1.1 Les résultats présentés : synthèse quantitative

Les résultats les plus probants ont été présentés dans le chapitre 3. Les résultats se basent sur l'utilisation de paramètres découlant de routines comportementales. Il a été montré que cette technologie peut s'avérer fiable pour des personnes ayant l'habitude de l'utiliser (et donc un geste stable dans le temps). En revanche, l'analyse des paramètres physiologiques n'a pas donné de résultats concluants dans les conditions d'expérimentation exposées. L'objectif de départ (identification physio-dynamique) devait conduire à une biométrie multimodale, utilisant à la

fois des paramètres intrinsèques et des paramètres comportementaux. La multimodalité a montré des résultats très intéressants [44] pour l'identification des personnes. L'intérêt d'une biométrie multimodale est de combiner des technologies aux fiabilités diverses pour créer une réponse plus robuste. Les biométries que l'on combine doivent cependant avoir une "bonne" fiabilité pour ne pas ajouter simplement du bruit aux résultats. Le terme "bonne" est à définir en fonction du service et des performances visées. Ici, la biométrie "intrinsèque" basée sur des paramètres physiologiques n'étant pas fiable, il est préférable de ne pas l'utiliser et de se contenter de la biométrie comportementale.

Présentons maintenant ce qui pourrait être modifié pour améliorer la fiabilité de la biométrie créée pour de futurs travaux.

5.1.2 Voies d'améliorations dans le cadre des contraintes imposées

Dans ce cadre strict imposé par l'entreprise, la liberté était néanmoins quasi-totale concernant la création du dispositif de réception. Les travaux sur l'antenne montrent l'évolution du dispositif tout au long de ces travaux.

L'antenne développée pour dernier prototype est rappelée ici :



FIGURE 5.1 – Prototype de l'antenne NFC

Cette antenne pourrait encore subir des évolutions pour la rendre la plus favorable possible à la composante électrique de l'onde électro-magnétique. Cela représente un vrai travail car l'encombrement est à limiter pour que le dispositif soit de taille raisonnable. Compte-tenu des longueurs d'ondes étudiées, la longueur du brin doit être suffisamment grande. Il faudrait se pencher sur ces designs afin de les optimiser si le travail était poursuivi.

Un autre maillon important de la chaîne de traitement concerne le microcontrôleur. Le choix s'est porté sur le LPC1769 de *NXP* car nous avons des connaissances sur le Cortex-M3. Nous avons pu observer deux limitations majeures liées à ce choix à posteriori. La première concerne la fréquence d'échantillonnage du convertisseur Analogique/Digital. Il est capable de convertir un échantillon par période d'environ $40 \mu s$. Nous avons vu qu'avec la méthode choisie (travail sur l'enveloppe notamment), cette échantillonnage était largement suffisant pour numériser l'enveloppe sous la condition que la détection soit analogique ce qui a le choix effectué dans ce cadre. Pour une meilleure précision d'une éventuelle identification sans démodulation, il aurait été probablement plus intéressant d'échantillonner le signal brut avec la porteuse. Ce qui implique une exigence beaucoup plus forte pour la fréquence d'échantillonnage puisque la porteuse du signal est à

13.56MHz.

Pour cela, on pourrait utiliser des circuits intégrés dédiés de type FPGA (Field-Programmable Gate Array) ou ASICS (Application Specific Integrated Circuit) pour leurs configurations personnalisées, qui présentent les points forts suivants comparés à des solutions programmées de type un micro-contrôleur classique :

- des temps de réponse aux E/S plus rapides et des fonctionnalités spécialisées
- une puissance de calcul supérieure à celle des DSP (Digital Signal Processor)
- la mise en œuvre de fonctionnalités personnalisées, avec l'avantage de la fiabilité d'un matériel déterministe dédié

La deuxième limitation de ce microcontrôleur moins cruciale concerne les niveaux de quantification. En effet le microcontrôleur 12 bits que nous avons utilisé fonctionne sur des pleines échelles de 0 à 3,3 V, le quantum est de 0.80 mV. Ce quantum est largement suffisant dans un milieu perturbé, mais dans des conditions de laboratoire parfaitement maîtrisées, la résolution pourrait être plus grande.

5.2 Développement de l'IBC dans un cadre beaucoup plus large : retour sur les expérimentations à d'autres fréquences

Le sujet imposait l'utilisation de l'écosystème NFC et de sa fréquence de 13.56 MHz. Cette contrainte restreint le champ des possibles.

5.2.1 Impact sur la caractérisation "intrinsèque" d'un individu

La transmission se fait bien à cette fréquence de porteuse. Intrinsèquement, c'est ce transfert qui est étudié sur la partie statique du chapitre 4. Dans ce cadre, il est évident que l'étude aurait été beaucoup plus riche sur un large spectre de porteuse. Bien évidemment, c'est la partie hardware qui pose problème dans ce cadre puisqu'il est extrêmement compliqué voire impossible de garantir la stationnarité des processus d'émission et de réception quelle que soit la fréquence de par le fait que les éléments constitutifs de la chaîne de transmission soient accordés pour des bandes spectrales réduites. Ce phénomène est encore plus amplifié par les fréquences dont il est question.

Les travaux de cette thèse, sur la caractérisation du canal de transfert corps humain, ont été élargis à une bande de fréquence allant de 20 MHz jusqu'à 200 MHz dans le dernier chapitre. Il a été montré qu'il n'était pas possible, dans un environnement non-spécifique, d'associer une fonction de transfert ou un quelconque modèle dont les paramètres seraient spécifiques pour chaque individu quel que soit l'environnement. Des variations seraient peut-être observables si ces mesures avaient été effectuées dans des conditions ultra-spécifiques et des environnement parfaitement contrôlés. En effet, il a été montré dans ce manuscrit que l'IBC est très dépendante des conditions extérieures et de l'environnement.

5.2.2 Impact sur la caractérisation dynamique

Les résultats portants sur l'aspect dynamique ont été obtenus après un travail sur l'enveloppe du signal à une fréquence de porteuse donnée relative aux spécificités des antennes NFC. L'hypothèse faite dans ce cadre est donc que la gestuelle d'approche vers l'émetteur est propre à chaque

individu. Elle est donc caractéristique et spécifique de cette individu. La gestuelle d'approche étant un processus hyper-lent au regard de la fréquence de porteuse, la fréquence de l'onde utilisée n'a pas énormément d'importance. On peut donc penser que des résultats similaires auraient pu être démontrés en utilisant des fréquences différentes sur cette partie dynamique. L'unique contrainte vient du fait d'utiliser une fréquence que le corps humain est capable de transmettre. Dans les études présentées en introduction de ce mémoire, il a été prouvé que le corps avait ces capacités de conduction sur une plage s'étendant de 20MHz jusqu'à 200MHz. Ce que cette partie a montré, c'est qu'il est possible de distinguer certaines gestuelles dite spontanées obtenues dans des conditions très particulières de laboratoire. D'une part, la garantie de reproduire le même geste dans des conditions quelconques est relativement faible. Autrement dit le processus de commande neuromoteur n'est pas déterministe selon les environnements. D'autre part, la mesure de l'enveloppe de transmission effectuée ici ne permet pas d'extraire les coordonnées exactes (x,y,z) de la position de la main par résolution de problème inverse car elle n'est pas assez riche d'informations. La mesure exploitée dans le cadre de ces travaux reste une mesure d'enveloppe de porteuse dont l'énergie dépend de la distance entre la partie du corps la plus proche de l'émetteur et l'émetteur lui-même. Toutefois notre expérience nous permet de conclure que des travaux sur des gestes contrôlés pourraient ouvrir des perspectives très intéressantes à ce travail. En effet si chaque individu se définissait, comme une signature, sa propre gestuelle dite de référence au même titre que les manipulateurs de code morse par exemple transmettaient une information grâce à un format de codage prédéterminé sur un contacteur mécanique, on pourrait alors imaginer authentifier un individu quelque soit le contexte et l'environnement.

5.2.3 Conclusion générale

En conclusion, ce travail effectué dans le cadre d'un financement Orange avait pour objet de proposer un prototype de système IBC basé sur la norme NFC, couramment utilisée pour le paiement sans contact et disponible dans la plupart des téléphones portables. Le développement d'un tel système devait permettre d'établir la communication entre un téléphone et des terminaux NFC à travers le corps humain. L'objectif était de définir si l'approche gestuelle vers l'électrode de contact ou le contact lui même couplé à la communication intra humaine individuelle pouvait présenter des spécificités caractéristiques des usagers suffisamment robustes pour constituer une clé personnelle d'ouverture du canal de transmission : une signature. Cette clé devait être générée à partir des caractéristiques extraites d'une part du geste volontaire et spontané effectué lors de la "mise en contact" entre l'émetteur (l'antenne NFC), le canal (le corps) et le récepteur (le terminal de réception intégré au téléphone portable), et d'autre part des spécificités intrinsèques du canal de transmission (corps humain).

Le travail qui est restitué dans ce mémoire relève à la fois de la conception méthodologique et du développement expérimental. Il est multidisciplinaire car il s'appuie sur des champs de savoir qui vont de l'ingénierie biomédicale à la conception électronique haute fréquence et aux traitements et à l'analyse des signaux. Des contraintes de prototypage original dues à des normes industrielles de type bande de fréquence spécifique, normes prédéfinies, contraintes d'implantation matérielle fortes étaient associés.

La première partie de la thèse est consacrée à l'assise bibliographique du sujet dans les grands domaines interdisciplinaires qui la compose. Cela se traduit par la modélisation des phénomènes rencontrés et le développement électronique de l'instrumentation. La chaîne de transmission réception ainsi que l'interaction avec le corps humain ont été modélisées afin de définir les caractéristiques (au sens propriétés techniques) nécessaires à la conception du prototype de réception NFC. Du point de vue pratique, les protocoles ayant évolué tout au long de ce travail, la partie

électronique de la chaîne de transmission ainsi que tous les développements annexes de types antennes spécifiques et autre ont été conçus et réalisés au fil des besoins durant toute la durée de la thèse. L'analyse des différents modèles de source/antenne/canal de transmission a permis des améliorations itératives de l'instrumentation : antennes, démodulation, filtrage et numérisation au fur et à mesure de l'évolution de la compréhension.

Le chapitre sur la biométrie comportementale a montré des résultats intéressants sur la biométrie par détection d'enveloppe de gestes spontanées. Ces premiers résultats doivent être renforcés en augmentant la base de données et en intégrant des mesures dans différents contextes environnementaux et comportementaux. On peut envisager une efficacité renforcée en couplant au geste volontaire spontané, des gestes définis et contrôlés.

Parlons enfin de la dernière partie qui reste exploratoire. Comme les contraintes fortes imposées dans le cadre d'un processus d'émission-réception NFC industriel contraignaient fortement la faisabilité, en accord avec Orange, nous sommes sortis du cadre imposé. Nous avons relâché certaines contraintes essentiellement fréquentielles en ouvrant la largeur de bande de la porteuse. Toutefois les protocoles mises en place et les différents développements n'ont pas permis de mettre en évidence une possible identification intrinsèque des usagers propre à des caractéristiques électriques endogènes et morphologiques individuelles en environnement non contrôlé. Toutefois, dans le contexte de cette recherche très exploratoire et innovante, des fondations ont été posées pour des travaux futurs.

A

Publications et brevets :

Brevets :

[73] Procédé et système de reconnaissance d'un utilisateur lors d'une communication radio via le corps humain

[72] Procédé et dispositif d'authentification d'un utilisateur

Publications :

[36] Romain Huet, Philippe Levionnais, Olivier Lepetit, Radu Ranta, Valérie Louis-Dor. *Development of a Biometric IntraBody Communication*, 13th IEEE European Conference on Antennas and Propagation (IEEE-EuCAP)

B

Schéma électronique du dernier prototype IBC développé

"En attente d'autorisation de diffusion par le département Propriété Intellectuelle et Valorisation d'Orange".

Bibliographie

- [1] Martín ABADI et al. *TensorFlow : Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems*. Software available from tensorflow.org. 2015. URL : <https://www.tensorflow.org/>.
- [2] Chandranath ADAK et AL. « An Empirical Study on Writer Identification and Verification From Intra-Variable Individual Handwriting ». In : *IEEE Access* 7 (2019), p. 24738–24758.
- [3] *Agence Nationale des Systèmes de Sécurité et d'Information*. Accès le 20/09/2020. URL : <https://www.ssi.gouv.fr/particulier/glossaire/a/>.
- [4] *Antennes-Support de cours*. Accès le 20/09/2020. URL : https://http://www.alexandre-boyer.fr/alex/enseignement/cours_antennes_oct11_v4_5RT.pdf.
- [5] Buriro ATTAULLAH. « Behavioral Biometrics for Smartphone User Authentication ». Thèse de doct. Fév. 2017.
- [6] Mohammed AWAD et AL. « Password security : Password behavior analysis at a small university ». In : *2016 5th International Conference on Electronic Devices, Systems and Applications (ICEDSA)*. 2016, p. 1–4.
- [7] Budiwantoro BAGUS. « Identification temporelle des structures linéaires et non linéaires ». Thèse de doct. Ecole centrale Lyon, 1990.
- [8] Michèle BASSEVILLE. « Detecting changes in signals and systems—A survey ». In : *Automatica* 24.3 (1988), p. 309–326. ISSN : 0005-1098. DOI : [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(88\)90073-8](https://doi.org/10.1016/0005-1098(88)90073-8). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0005109888900738>.
- [9] Michèle BASSEVILLE. « Edge detection using sequential methods for change in level—Part II : Sequential detection of change in mean ». In : *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 29.1 (1981), p. 32–50.
- [10] Tamara et al BERG. « It's All About the Data ». In : *in Proceedings of the IEEE*, (2010).
- [11] Laurent BERNARD. « Electrical characterisation of biological tissues and computing of phenomena induced in the human body by electromagnetic fields below 1 GHz ». Theses. Ecole Centrale de Lyon; Universidade federal de Minas Gerais, sept. 2007. URL : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00179791>.
- [12] *Biométrie en ligne, C'est quoi la biométrie ?* <https://www.biometrie-online.net/biometrie/c-est-quoi-la-biometrie>. Accès le : 20/09/2020.
- [13] Joseph BONNEAU et AL. « The Quest to Replace Passwords : A Framework for Comparative Evaluation of Web Authentication Schemes ». In : *2012 IEEE Symposium on Security and Privacy*. 2012, p. 553–567.

- [14] *By 2040, One in Five Americans Will Be Over Age 65*. aarp.org. Accès le 25/09/2020. URL : <https://www.aarp.org/politics-society/history/info-2018/older-population-increase-new-report.html>.
- [15] Maria CALLEJÓN et AL. « Measurement Issues in Galvanic Intrabody Communication : Influence of Experimental Setup ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 62.11 (2015), p. 2724–2732.
- [16] Xi Mei CHEN et AL. « Signal transmission through human muscle for implantable medical devices using galvanic intra-body communication technique ». In : *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2012, p. 1651–1654.
- [17] Namjun CHO et AL. « The Human Body Characteristics as a Signal Transmission Medium for Intrabody Communication ». In : *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques* 55.5 (2007), p. 1080–1086.
- [18] Kenneth Stewart COLE et Robert H. COLE. « Dispersion and Absorption in Dielectrics I. Alternating Current Characteristics ». In : 1941.
- [19] Emmanuelle CONIL. « Electromagnetic propagation in complex medium : from near field to far field. » Theses. Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, nov. 2005. URL : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00011992>.
- [20] *Directive du Parlement européen et du Conseil du 26 juillet concernant les prescriptions minimales de sécurité et de santé relatives à l'exposition des travailleurs aux risques dus aux agents physiques (champs électromagnétiques)*. Accès le 30/09/2020. URL : <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/PDF/?uri=CELEX:32013L0035>.
- [21] *Documentation AD8310*. Accès le 20/09/2020. URL : <https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD8310.pdf>.
- [22] David L. DONOHO et al. « Maximum Entropy and the Nearly Black Object ». In : *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 54.1 (1992), p. 41–81. ISSN : 00359246. URL : <http://www.jstor.org/stable/2345948>.
- [23] Richard DUDA, Peter HART et David G.STORK. « Pattern Classification ». In : t. xx. Jan. 2001. ISBN : 0-471-05669-3.
- [24] *Définitions de biométrie*. Accès le 25/09/2020. URL : <https://veridiumid.com/biometric-system-secure/>.
- [25] G EHRENSTEIN. *Surface charge*. Archived from the original (PDF) on 28 September 2011. Retrieved 30 May 2011. URL : <https://www.biophysics.org/Portals/0/BPSAssets/Articles/ehrenstein.pdf>.
- [26] Satoru FUJISHIMA. « The history of ceramic filters ». In : *IEEE Trans Ultrason Ferroelectr Freq Control*. (2000).
- [27] Stephen GABRIEL et A. « The dielectric properties of biological tissues : II. Measurements in the frequency range 10 Hz to 20 GHz ». In : *Physics in Medicine and Biology* 41.11 (1996), p. 2251–2269. DOI : 10.1088/0031-9155/41/11/002. URL : <https://doi.org/10.1088%2F0031-9155%2F41%2F11%2F002>.
- [28] Om GANDHI. *Dosimetry—the absorption properties of man and experimental animals*. Sous la dir. de Bull N Y Acad MED. 1979.

- [29] R GILL. *Human Body Communication Using Galvanic Coupling*. Rapp. tech. ECE Senior Capstone Project, 2017.
- [30] Romain GIOT et Christophe ROSENBERGER. « A New Soft Biometric Approach For Keystroke Dynamics Based On Gender Recognition ». In : *International Journal of Technology Management* 11 (jan. 2012), p. 35–49. DOI : 10.1504/IJITM.2012.044062.
- [31] Sverre GRIMNES et Ørjan G MARTINSEN. « Chapter 2 - Electrolytics ». In : *Bioimpedance and Bioelectricity Basics (Third Edition)*. Sous la dir. de Sverre GRIMNES et Ørjan G MARTINSEN. Third Edition. Oxford : Academic Press, 2015, p. 9 –36. ISBN : 978-0-12-411470-8. DOI : <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-411470-8.00002-7>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780124114708000027>.
- [32] *Groupe de travail sur les réseaux sans fil*. Accès le 30/09/2020. URL : <http://ieee802.org/15/>.
- [33] Keisuke HACHISUKA et al. « Simplified circuit modeling and fabrication of intrabody communication devices ». In : t. 130-131. Juil. 2005, 461–464 Vol. 1. ISBN : 0-7803-8994-8. DOI : 10.1109/SENSOR.2005.1496454.
- [34] *Hackito Ergo Sum*. Accès le 20/09/2020. URL : <http://2012.hackitoergosum.org/>.
- [35] Takashi HANDA et AL. « A very low-power consumption wireless ECG monitoring system using body as a signal transmission medium ». In : *Proceedings of International Solid State Sensors and Actuators Conference (Transducers '97)*. T. 2. 1997, 1003–1006 vol.2.
- [36] Philippe HUET Romain Levionnais et al. « Development of a Biometric IntraBody Communication ». In : *2019 13th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP)*. 2019, p. 1–5.
- [37] HUNG-LIN LI et al. « Design and implementation of RFID mutual authentication protocol ». In : *2009 3rd International Conference on Anti-counterfeiting, Security, and Identification in Communication*. 2009, p. 229–232.
- [38] Fumiko ICHIKAWA et AL. « Where's The Phone? A Study of Mobile Phone Location in Public Spaces ». In : *2005 2nd Asia Pacific Conference on Mobile Technology, Applications and Systems*. 2005, p. 1–8.
- [39] *Identification cards – Contactless integrated circuit cards – Proximity cards – Part 4 : Transmission protocol*. ISO/IEC 14443-4 :2016.
- [40] *Ineris*. Accès le 20/09/2020. URL : https://ondes-info.ineris.fr/content/mesure_champs_electromagnetiques.
- [41] *Institut National de la Statistique et des Etudes Économiques*. Accès le 25/09/2020. URL : <https://www.insee.fr/fr/accueil>.
- [42] JACKSON. *Électrodynamique classique : cours et exercices d'électromagnétisme [« Classical electrodynamics 3rd edition »]*. Sous la dir. de coll. « Sciences sup » DUNOD. 2001.
- [43] Kimmo KALLIOLA et AL. « Angular power distribution and mean effective gain of mobile antenna in different propagation environments ». In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 51.5 (2002), p. 823–838.
- [44] Nefissa KHIARI HILI. « Multimodal biometrics based on iris and face ». Theses. Université Paris-Saclay ; Université de Tunis El Manar, mai 2016. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-01762973>.

- [45] Ahmed KHORSHID, Ahmed ELTAWIL et Fadi KURDAHI. « On the Optimum Data Carrier for Intra-body Communication Applications ». In : jan. 2017. DOI : 10.4108/eai.15-12-2016.2267620.
- [46] Ahmed KHORSHID, Ahmed ELTAWIL et Fadi KURDAHI. « On the Optimum Data Carrier for Intra-body Communication Applications ». In : jan. 2017. DOI : 10.4108/eai.15-12-2016.2267620.
- [47] Behailu KIBRET et AL. « Characterizing the Human Body as a Monopole Antenna ». In : *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* 63.10 (2015), p. 4384–4392.
- [48] Sanghyuk KIM et AL. « Facial expression recognition system using machine learning ». In : *2017 International SoC Design Conference (ISOCC)*. 2017, p. 266–267.
- [49] Young KIM et Brian TOOMAJIAN. « Hand Gesture Recognition Using Micro-Doppler Signatures With Convolutional Neural Network ». In : *IEEE Access* 4 (2016), p. 7125–7130.
- [50] *Les antennes relais à l'épreuve des inquiétudes du public et des données scientifiques*. Accès le 25/09/2020. URL : <http://www.assemblee-nationale.fr/opicst/CR\%20Antennes\%20relais.pdf>.
- [51] Martin LEVINE. « Feature extraction : A survey ». In : *Proceedings of the IEEE* 57.8 (1969), p. 1391–1407.
- [52] P LEVIONNAIS, H ASSADI et B PLADEAU. *Dispositif de communication radiofréquence*. FR Patent. 2011. URL : <https://bases-brevets.inpi.fr/fr/document/FR2980872.html?s=1602580420408&p=5&cHash=db92abfe6fed50e4a22baf8c79a115ec>.
- [53] P LEVIONNAIS et V BLIN. *Dispositif de validation d'une transaction lors d'une communication radio mettant en oeuvre le corps humain*. FR Patent. 2016. URL : <https://bases-brevets.inpi.fr/fr/document/FR3023090.html?s=1602580420408&p=5&cHash=e80148d6c9eef96ebe8d786fe5ea7fd0>.
- [54] P LEVIONNAIS et C DUVAL. *Procede de personnalisation d'une transaction sécurisée lors d'une communication radio*. FR Patent. 2016. URL : <https://bases-brevets.inpi.fr/fr/document/FR3060247.html?s=1602580420408&p=5&cHash=11118b434543dd0441dba4bd773fec1d>.
- [55] Raluca LIACU (OROZ). « Identification de systèmes linéaires à paramètres variant : différentes approches et mises en oeuvre. » Thèse de doctorat dirigée par Godoy, Emmanuel Automatique (STIC) Supélec 2014. Thèse de doct. 2014. URL : <http://www.theses.fr/2014SUPL0018>.
- [56] Torbjörn LUNDSTED et AL. « Experimental design and optimization ». In : *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 42.1 (1998), p. 3–40. ISSN : 0169-7439. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(98\)00065-3](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(98)00065-3). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169743998000653>.
- [57] *L'implosion attendue de la population du Japon*. Accès le 26/09/2020. URL : <https://www.nippon.com/fr/currents/d00336/>.
- [58] Prasantra Chandra MAHALANOBIS. « On the generalised distance in statistics ». In : *Proceedings of the National Institute of Sciences of India* (1936).
- [59] Ahmed MAHFOUZ, Tarek MAHMOUD et Ahmed SHARAF ELDIN. « A Survey on Behavioral Biometric Authentication on Smartphones ». In : *Journal of Information Security and Applications* 37 (déc. 2017), p. 28–37. DOI : 10.1016/j.jisa.2017.10.002.

- [60] Shovan MAITY et al. « Characterization and Classification of Human Body Channel as a function of Excitation and Termination Modalities ». In : (mai 2018).
- [61] Stéphane MALLAT. « Multiresolution Approximations and Wavelet Orthonormal Bases of $L^2(\mathbb{R})$ ». In : *Transactions of the American Mathematical Society* 315 (sept. 1989), p. 69–87. DOI : 10.2307/2001373.
- [62] Salma et al. MIRHADI. « Analysis of finite ground plane effects on antenna performance using discrete Green’s function ». In : *15 International Symposium on Antenna Technology and Applied Electromagnetics*. 2012, p. 1–3.
- [63] Ahmed MOBASHSHER et Amin ABBOSH. « Utilizing Symmetry of Planar Ultra-Wideband Antennas for Size Reduction and Enhanced Performance ». In : *IEEE Antennas and Propagation Magazine* 57.2 (2015), p. 153–166.
- [64] Jerzy NEYMAN et Egon PEARSON. « On the Problem of the Most Efficient Tests of Statistical Hypotheses ». In : *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character* 231 (1933), p. 289–337. ISSN : 02643952. URL : <http://www.jstor.org/stable/91247>.
- [65] *Normalisation de la technologie NFC*. Accès le 30/09/2020. URL : <https://nfc-forum.org/>.
- [66] Andrew PATRICK. « Usability and Acceptability of Biometric Security Systems ». In : t. 3110. Fév. 2004, p. 105. DOI : 10.1007/978-3-540-27809-2_11.
- [67] Karl PEARSON. « On lines and planes of closest fit to systems of points in space ». In : *Philosophical Magazine Series 6* (1901).
- [68] *Protection des travailleurs contre les risques dus aux champs électromagnétiques*. Accès le 25/09/2020. URL : <https://www.legifrance.gouv.fr/affichTexte.do?cidTexte=JORFTEXT000032974358&categorieLien=id>.
- [69] *Protocole WiFi*. Accès le 25/09/2020. URL : <https://www.electronics-notes.com/articles/connectivity/wifi-ieee-802-11/802-11ah-sub-ghz-wifi.php>.
- [70] Jun al. QI. « Advanced internet of things for personalised healthcare systems : A survey ». In : *Pervasive and Mobile Computing* 41 (2017), p. 132–149. ISSN : 1574-1192. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2017.06.018>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1574119217303255>.
- [71] David R. QUIROGA-MARTINEZ et al. « Reduced prediction error responses in high-as compared to low-uncertainty musical contexts ». In : *Cortex* 120 (2019), p. 181–200. ISSN : 0010-9452. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2019.06.010>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010945219302412>.
- [72] Huet R et O LEPETIT. *Procede et dispositif d’authentification d’un utilisateur*. FR Patent. 2019. URL : <https://bases-brevets.inpi.fr/fr/document/FR3079639.html?s=1602580415164&p=5&cHash=4bcfa7051a60623e204aa5bc4e8eaca8>.
- [73] Huet R, O LEPETIT et P LEVIONNAIS. *Procede et systeme de reconnaissance d’un utilisateur lors d’une communication radio via le corps humain*. FR Patent. 2018. URL : <https://bases-brevets.inpi.fr/fr/document/FR3071987.html?s=1602580415164&p=5&cHash=4df4cb0d0ffa6515050845130da22247>.
- [74] Theodore RAPPAPORT. *Wireless communications : Principles and practice*. English (US). 2nd. Prentice Hall communications engineering and emerging technologies series. Includes bibliographical references and index. Prentice Hall, 2002. ISBN : 0130422320.

- [75] Sriram an al. RAVINDRAN. « Keystroke user recognition through extreme learning machine and evolving cluster method ». In : *2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICIC)*. 2015, p. 1–5.
- [76] Morris RG. « D.O. Hebb : The Organization of Behavior ». In : *Wiley : New York ; Brain Res Bull.* 1999 ;50(5-6) :437. doi :10.1016/s0361-9230(99)00182-3 (1049).
- [77] *RGPD, Extraits du règlement (UE) 2016/679 sur la protection des données à caractère personnel (GDPR) : Art. 4, 5, 9, 14, 15, 17 et 89.* Accès le 25/09/2020. URL : <https://www.cnil.fr/fr/reglement-europeen-protection-donnees>.
- [78] Franck ROSENBLATT. « The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain. » In : *Psychol Rev.* (1958).
- [79] François SARRAZIN. « Antenna characterization using the singularity expansion method applied on the backscattering coefficient ». Theses. Université Rennes 1, nov. 2013. URL : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00925409>.
- [80] Daniel SCHUMMAN. *Propriétés électriques des interfaces chargées.* French. 1978.
- [81] O SELFRIDGE. *Pattern recognition by machine.* Sous la dir. de New York : MCGRAW-HILL. n Computers, Thought. E. A. Feigenbaum et J. Feldman, 1963.
- [82] MirHojjat SEYEDI et al. « A Survey on Intrabody Communications for Body Area Network Applications ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 60.8 (2013), p. 2067–2079.
- [83] Claude SHANNON. « A mathematical theory of communication ». In : *The Bell System Technical Journal* 27.3 (1948), p. 379–423.
- [84] Claude SHANNON. « Communication in the Presence of Noise ». In : *Proceedings of the IRE* 37.1 (1949), p. 10–21.
- [85] Soram Rambir SINGH, Ajoy Kumar KHAN et Soram Rakesh SINGH. « Performance evaluation of RSA and Elliptic Curve Cryptography ». In : *2nd International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*. 2016, p. 302–306.
- [86] Philip. SMITH. *Electronic Applications of the Smith Chart : In Waveguide, Circuit, and Component Analysis.* Krieger, 1983. ISBN : 9780898745528. URL : <https://books.google.fr/books?id=XDYfAQAAIAAJ>.
- [87] Yong SONG et al. « The Simulation of Electrostatic Coupling Intra-body Communication based on Finite-element Models ». In : *Proc SPIE* (déc. 2008). DOI : 10.1117/12.805887.
- [88] *The Magnetic Loop.* Accès le 25/09/2020. URL : https://www.st-andrews.ac.uk/~www_pa/Scots_Guide/RadCom/part6/page5.html.
- [89] Vladimir VAPNIK. « The Nature of Statistical Learning Theory ». In : t. 8. Jan. 2000, p. 1–15. ISBN : 978-1-4419-3160-3. DOI : 10.1007/978-1-4757-3264-1_1.
- [90] Rodney G. VAUGHAN et Jorgen Bach ANDERSEN. *Channels, Propagation and Antennas for Mobile Communications [CANCELLED]*. 2nd. Institution of Engineering et Technology, 2017. ISBN : 1849198020.
- [91] F. WANG et al. « Where does AlphaGo go : from church-turing thesis to AlphaGo thesis and beyond ». In : *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica* 3.2 (2016), p. 113–120.
- [92] Marc WEGMUELLER, Michael OBERLE et Norbert FELBER. « Signal Transmission by Galvanic Coupling Through the Human Body ». In : *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 59.4 (2010), p. 963–969.

-
- [93] Marc Simon WEGMÜLLER. « Intra-body communication for biomedical sensor networks ». In : 2007.
- [94] Ruoyu XU, Hongjie ZHU et Jie YUAN. « Electric-Field Intrabody Communication Channel Modeling With Finite-Element Method ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 58.3 (2011), p. 705–712.
- [95] Lucev ZELJKA et AL. « A finite element method study of the current density distribution in a capacitive intrabody communication system ». In : *amidis P.D., Pallikarakis N. (eds) XII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing 2010. IFMBE Proceedings, vol 29. Springer, Berlin, Heidelberg* (2010).
- [96] Kai ZHANG et al. « Modeling and Characterization of the Implant Intra-Body Communication Based on Capacitive Coupling Using a Transfer Function Method ». In : *Sensors (Basel, Switzerland)* 14 (jan. 2013), p. 1740–56. DOI : 10.3390/s140101740.
- [97] Jian ZHAO et al. « A Review on Human Body Communication : Signal Propagation Model, Communication Performance, and Experimental Issues ». In : *Wireless Communications and Mobile Computing* 2017 (oct. 2017), p. 1–15. DOI : 10.1155/2017/5842310.
- [98] Thomas ZIMMERMAN. « Personal Area Networks : Near-field intrabody communication ». In : *IBM Systems Journal* 35.3.4 (1996), p. 609–617.

Résumé

L'objectif de cette thèse est d'évaluer la faisabilité et les performances de la reconnaissance d'un individu dont le corps en mouvement est vu comme un relais de transmission de données numériques dans une bande fréquentielle imposée (NFC). L'hypothèse de base est que le corps et ses mouvements modulent et/ou filtrent le signal de manière spécifique et qu'il est donc possible d'extraire une signature qui pourrait être utilisée pour la biométrie, par exemple dans le but de sécuriser les transactions bancaires. Trois axes de recherche ont été développés : - la première partie est méthodologique et technologique : il s'agit de présenter les étapes de conception et de validation d'un prototype de réception NFC configurable couplé à un téléphone mobile. - la seconde partie concerne l'analyse du signal reçu lors d'une phase de mouvement du porteur du dispositif développé précédemment, plus précisément lors de la phase d'approche de la main de l'utilisateur de l'antenne NFC émettrice. Est-ce que la gestuelle est spécifique de l'individu et est-ce qu'il est possible d'extraire une signature individuelle du signal reçu lors du geste d'approche ? - la troisième partie a pour objectif de répondre à la question suivante : est-ce que le corps humain utilisé en tant que relais de transmission possède des caractéristiques de propagation électrophysiologique qui lui sont intrinsèques, et est-ce que ces caractéristiques sont discriminantes pour chaque individu ? Il s'agit dans ce cadre d'estimer les paramètres d'un modèle du corps à partir de réponses du domaine temporel et fréquentiel. Ces estimations sont réalisées sous contrainte de la bande passante de l'émetteur NFC et selon plusieurs configurations spatiales du trio émetteur, corps humain, récepteur. Méthodologiquement, ce travail fait appel à des techniques de mesure de mouvement en 3D (caméras infrarouges) et à des outils d'extraction de caractéristiques et de classification (ondelettes / réseaux de neurones)

Mots-clés: Communication Intra-Corps, Identification, Authentification, Apprentissage automatique

Abstract

This thesis presents the development of a new biometrics approach based on IntraBody Communication (IBC). The human body is seen as a transmission medium for the electric signals. Is that transmission medium discriminant enough in order to use it as a biometric identifier ? The hypothesis is that the body and its movements can modulate a signal in a specific way and it can contribute to creating an individual signature. For instance, it could be used to secure transfers like payments.

Three main components have been studied. The first one is a bibliographic analysis. In studying what already exists in different fields, the idea here is to create a prototype that can measure the signals modified by the human body. This prototype is the key to success, because all the results depend on the quality of that receiver. The next component is to study the received signal measured by the prototype we created during the approach phase of the hand toward the emitter. IntraBody Communication is seen as a behavioural biometrics in this part. The signature is based on the hand motion. The last part is more about the physiological properties of the human body. Is it possible to find specific characteristics, in the signal measured by the prototype, in order to identify or authenticate someone ? The human body is studied as a static system and we attempt to characterize it with some classical methods.

Keywords: IntraBody Communication, Authentication, Identification, automatic learning .

