

REPUBLIQUE DU CAMEROUN
Ministère de l'Enseignement Supérieur

Université de Douala
ECOLE NATIONALE SUPERIEURE POLYTECHNIQUE DE DOUALA
(Ex-FGI)

Département de Télécommunications et Technologies de l'information et de
la communication (TTIC)

Mémoire de fin d'étude

En vue de l'obtention du Diplôme
d'Ingénieur de conception

Option :

Génie Réseaux et Télécommunications

Thème

LOCALISATION INDOOR PAR METHODES DES
RESEAUX DE NEURONES (RNA)
ET ALGORITHME DES ESSAIMS DE PARTICULES
(PSO)

Rédigé et soutenu par :

Georges Lemuel BALOGOG MANDACK

Soutenu le : 31/10/2020

Devant le jury composé de :

Président : P_r Charles H. KOM

Université de Douala

Rapporteur : M_r Luc IHONOCK EYEMBE

Doctorant, Université de Douala

Examineurs : D_r Jacques MATANGA

Université de Douala/Université de Bourgogne

Année universitaire : 2019/2020

Dédicace

A

Mon Papa et ma maman

Remerciements

Lors de l'élaboration de ce mémoire, de nombreuses personnes ont contribué de près ou de loin, sur les plans financiers, matériels mais aussi psychologique, éducatif et professionnel dès ses préludes jusqu'à sa finalité. Pour cela, nous leur adressons nos sincères remerciements, mais tout d'abord au Créateur, le tout-Puissant sans qui rien ne serait possible. Je voudrais remercier tout d'abord **Pr Ruben M. Mouangue, Pr Adolphe M. IMANO, Pr Robert E. NZENGWA** pour avoir assuré notre encadrement au sein de cette prestigieuse école. Je remercie particulièrement **Pr. ESSIBEN D. Jean François** pour avoir accepté de diriger ces travaux, mais aussi ses conseils et son enrichissement. Je tiens à remercier **M. IHONOCK EYEMBE Luc** pour sa patience, son support, son enthousiasme, son encadrement, ses valeurs et son professionnalisme. Merci à **Lois Beatitude Mandack** qui à donner d'elle même pour parcourir ce document avec rigueur et apporter des remarques. Je ne saurais oublier toutes ma famille pour leur soutien particulier et inconditionnel, tous les enseignants du Département Télécommunications et Technologie de l'information et de la communication pour leur formation et leurs conseils, nos amis et proches pour leurs soutiens et leurs contributions. Finalement une pensée chaleureuse à l'endroit de cette magnifique famille qu'est la 1^e promotion GRT de l'ENSPD (Ex-FGI).

Avant-Propos

Le Cameroun dispose de nombreuses écoles d'ingénieurs qui forment des citoyens aptes à diriger des travaux d'art ou d'industrie, en vue de donner un nouveau souffle à son développement technologique et de lutter contre le sous-développement. C'est dans cette optique que le décret N° 2020/272 du 11 mai 2020 portant transformation de la Faculté de Génie Industriel en École Nationale Supérieure Polytechnique de Douala vit le jour. L'École Nationale Supérieure Polytechnique de Douala est un établissement d'enseignement supérieur dont les missions sont la formation des ingénieurs et cadres, la promotion de la recherche dans les domaines de formation et l'appui au développement sous forme de prestations de services, pour cela, il offre les cursus de formation suivants :

- **cursus Ingénieur dans les spécialités suivantes :**
 - génie Qualité-Hygiène-Sécurité-Environnement industriel ;
 - génie informatique et télécommunication ;
 - génie maritime et portuaire ;
 - génie des procédés ;
 - génie civil ;
 - génie énergétique ;
 - génie automobile et mécatronique ;
 - génie mécanique ;
 - génie physique et technologie biomédicale ;
 - génie électrique et système intelligent.
- **cursus des sciences de l'ingénieur (Licence-Master-Doctorat) dans les spécialités suivantes :**
 - mécanique et matériaux ;
 - géophysique, eau et environnement ;
 - électronique, électrotechnique, automatisme et télécommunication ;
 - énergie ;
 - chimie appliquée ;
 - science des données et intelligence artificielle
- **cursus de masters professionnels dans les spécialités suivantes :**
 - hydrocarbures et développement durable ;
 - géotechnique et infrastructure ;
 - construction métallique et mécanique ;
 - génie industriel et maintenance ;
 - ingénierie thermique et énergie ;
 - génie informatique option ingénierie logiciel ;

— mécatronique et gestion technique des équipements.

Les diplômes suivants y sont délivrés pour les différents cursus :

- *ingénieur de conception pour le cursus Ingénieur ;*
- *licence, master et doctorat en science de l'ingénieur pour le cursus sciences de l'ingénieur ;*
- *master professionnel pour le cursus master professionnel.*

Les étudiants y sont admis par voie de concours en 1^{ère} année et en 3^e année pour le cursus d'ingénieur et 1^{ère} année pour le cursus des sciences de l'ingénieur et sur étude de dossier pour le master professionnel. Les enseignements y sont organisés en cours magistraux, travaux dirigés, travaux pratiques, travaux personnels, visites d'entreprise et stages techniques. Le processus de formation académique, requiert des étudiants de l'École d'effectuer des stages professionnels en entreprise ; ceci pour permettre à l'étudiant non seulement à se familiariser avec l'entreprise, mais aussi d'acquérir une dextérité et des compétences professionnelles dans un environnement réel. Les études sont effectuées en trois cycles. Les enseignements du 1^{er} cycle s'étalent sur six semestres et ont pour principal objectif « d'initier les étudiants aux techniques industrielles » afin d'assister les ingénieurs. La validation de toutes les Unités d'Enseignement (UE) du 1^{ère} cycle correspondant au quota requis donne droit à une admission au 2nd cycle et à l'obtention d'une Licence en science de l'ingénieur pour le cursus science de l'ingénieur. Le 2nd cycle s'étend sur quatre semestres dit de « spécialisation ». Les étudiants ayant choisi leur filière en fin de premier cycle se spécialisent en choisissant un axe pour l'élaboration d'un profil particulier et personnel. En effet, l'étudiant a un quota d'unités d'enseignements obligatoires et des optionnelles au choix en fonction de son profil. Les objectifs du 2nd cycle sont :

- donner à l'étudiant les connaissances professionnelles, technologiques et managériales de pointes pour une compétence efficiente en entreprise ;
- d'initier l'étudiant à la recherche.

Les études du 2nd cycle sont sanctionnées par la validation de tous les stages et Unités d'Enseignement correspondant au nombre de crédits indiqués et, l'obtention du Diplôme d'Ingénieur de l'École Nationale Supérieure Polytechnique de Douala pour le cursus d'ingénieur, celui de master 2 en science de l'ingénieur pour le cursus science de l'ingénieur donnant lieu au passage au 3^{ème} cycle et celui de master 2 professionnel pour le cursus master professionnel. À la fin de nos études, il est obligatoire de produire un mémoire qui sera présenté devant un jury compétent. Dans le cadre de la dernière année de formation à l'École Nationale Supérieure Polytechnique de Douala, spécialité Télécommunications et technologies de l'information et de la communication, ce travail de recherche qui a été le nôtre portant sur la *localisation de cible en milieu indoor* nous a permis de mettre en œuvre les connaissances acquises tout au long de notre formation et d'acquérir une certaine expérience dans le domaine des techniques de localisation, de traitements de données et de solides compétences en *Intelligence Artificielle*.

Résumé

Les systèmes de localisation revêtent une véritable importance pour les télécommunications, notamment dans les domaines grand public et même militaires. Leur but est d'offrir des services aux personnes défaillantes, en situation de danger, et même un support tactique aux troupes armées. Jusqu'ici ces applications étaient fondamentalement basées sur la technologie GPS. Toutefois, elle a montré ses limites dans les applications indoor, c'est-à-dire dans des systèmes dits « fermés », en matière de précision de la position. Ajouté à cela, le nouvel enjeu d'optimisation des temps de calcul en télédétection oriente désormais les systèmes de localisation vers la prochaine génération des réseaux de communication sans fil, dans un souci de transmission des signaux très haut débit, qualité de service, déploiement rapide et forte pénétration du marché. Le présent travail s'est attelé à élaborer une technique numérique de localisation, avec une contrainte de précision et de temps de calcul, basée sur l'utilisation des réseaux de neurones appliqués au Wifi (fingerprinting). La technique d'optimisation par essaim de particules a servi d'élément de comparaison. L'objectif global était d'augmenter les performances de localisation d'un système d'antennes planaires appliquées au wifi, notamment l'erreur de localisation moyenne, ainsi que le temps de calcul. Au terme de ce travail, il en ressort que le processus d'apprentissage du réseau de neurones artificiel défini par l'algorithme expérimental retenu a permis d'obtenir pour quatre nœuds (cibles) données une erreur d'estimation moyenne d'environ 2.5729m avec des durées d'environ 0.206288 seconde. Par contre, avec l'algorithme d'optimisation par essaim de particules, il a été obtenu des performances d'environ 2.8612m en moyenne pour des temps de 1.360301 seconde. Il ressort que les techniques conçues au-tour des réseaux de neurones restent plus rapides et plus précises comparées à celle par essaims de particules, bien qu'elle nécessite une étude préalable. Alors que la localisation par PSO ne nécessite pas une base d'apprentissage ce qui facilite sa mise en œuvre et son déploiement. De plus l'on retient comme axe de recherche l'amélioration des paramètres de ces algorithmes, mais aussi le formalisme de la question de la localisation.

Mots-Clés— PSO, RNA, RSS, Fingerprinting, Indoor

Abstract

Tracking systems are of real importance for telecommunications, particularly in the general public and even the military. Their goal is to offer services for failing people, in a dangerous situation, and even tactically to armed troops. Until now these applications were basically based on GPS technology. However, it has shown its limits in indoor applications, that is to say “closed” systems, in terms of position accuracy. Added to this, the new issue of optimizing computing times in remote sensing is now directing, tracking systems to the next generation of communication networks wirelessly, in order to transmit very high speed signals, quality of service, rapid deployment and strong market penetration. This work has set out to develop a digital localization technic, with a precision and time constraint of computing, based on the use of neural networks applied to WiFi (fingerprinting). The particle swarm optimization technic served as a benchmark. The overall goal was to increase the tracking performance of a planar antennas applied to wifi, in particular the average location error, as well as computing time. At the end of this work, it emerges that the learning process of artificial neural network defined by the chosen experimental algorithm made it possible to obtain for four nodes (targets) given an average estimation error of about 2.5729m with durations of approximately 0.206288 seconds. On the other hand, with the optimization algorithm per particle swarm, it was obtained performances of about 2.8612m on average for times of 1.360301 seconds. It appears that the technic designed around neural networks remain faster and more precise compared to that by swarms of particles, although it requires prior study. While localization by PSO does not require a learning base which facilitates its implementation and deployment is lying. In addition, the focus of research is the improvement of the parameters of these algorithms, but also the formalism of the question of localization.

Keywords— PSO, RNA, RSS, Fingerprinting, Indoor

Table des matières

Dédicace	i
Remerciements	ii
Avant-Propos	iii
Résumé	v
Abstract	vi
Table des matières	vi
Liste des Figures	ix
Liste des Tables	x
Acronymes	xi
Introduction Générale	1
1 Etat de l’art sur les techniques de localisation	3
1.1 Paramètres utiles à la localisation	3
1.1.1 Le temps d’arrivée (ou ToA pour Time of Arrival)	3
1.1.2 La différence de temps d’arrivée (ou TDoA pour Time Difference of Arrival)	4
1.1.3 Angle d’arrivée (ou AoA pour Angle of Arrival ou DoA pour Direction of Arrival)	5
1.1.4 Puissance du signal reçu	6
1.1.5 Les métriques hybrides	7
1.2 Localisation en environnements externes : outdoor	8
1.2.1 Le système satellitaire : Le GPS	8
1.2.2 Les réseaux cellulaires	8
1.3 Localisation en environnements internes : indoor	9
1.3.1 Technique de proximité	9
1.3.2 Angulation/Triangulation	9
1.3.3 Multilatération-Trilatération	10
1.4 IV. Systèmes de localisation par ondes radioélectriques : le Wi-Fi [YGN09] et le RFID	18
2 Algorithme RNA et PSO pour la localisation d’un nœud dans un environnement Wi-Fi	21
2.1 Standard Wi-Fi	21
2.2 Réseaux de neurones artificiels (RNA)	22
2.2.1 Les neurones biologiques et les neurones artificiels	22
2.2.2 Neurone artificiel élémentaire	23

2.2.3	Présentation des réseaux de neurones	24
2.2.4	L'apprentissage des réseaux de neurones	28
2.2.5	Le perceptron multicouche	29
2.2.6	Application de réseaux de neurones à la localisation	31
2.3	Particle swarm optimization (PSO)	32
2.3.1	Principes	34
2.3.2	Formalisation	34
2.3.3	Configuration de l'algorithme	35
3	Résultats et interprétation	39
3.1	Zone d'étude	39
3.2	Fingerprinting	41
3.2.1	Localisation par RNA	41
3.2.2	Localisation par PSO	45
3.3	Analyse et perspective	45
	Conclusion	49
	Bibliographie	49
A	Fiche technique balise utilisée en localisation Wi-Fi Modèle Réf.TR-2000 constructeur AMC	53
B	Fitness Function sur Matlab	57
	Table des matieres	

Table des figures

1.1	La méthode d'inter-corrélation pour l'estimation de la TDOA	5
1.2	Méthode de localisation par TDOA (methode des hyperboles)	5
1.3	Principe de localisation par AOA	6
1.4	Satellite géostationnaire utilisé dans le GPS (<i>Source : NASA</i>)	8
1.5	Principe de la triangulation	10
1.6	Technique de localisation par latération en téléphonie	11
1.7	Localisation par TDOA	12
1.8	Methode de localisation par trilateration	15
2.1	Le réseau de neurones biologique	23
2.2	Structure d'un neurone artificiel	24
2.3	Schéma d'un réseau de neurones non-bouclés (statique)	26
2.4	Schéma d'un réseau de neurone bouclé (dynamique)	26
2.5	Exemple illustratif d'interconnexions d'un réseau dynamique	27
2.6	Exemple illustratif d'un réseau statique	27
2.7	Exemple illustratif d'un réseau multicouche de type PMC	28
2.8	Processus d'apprentissage supervisé	29
2.9	Modèle neuronal complet	33
2.10	(a) anneau (avec n=2), (b) rayon, (c) étoile	35
2.11	Organigramme de l'évolution de l'algorithme PSO	37
3.1	Zone d'étude	40
3.2	Disposition des Points d'accès	40
3.3	Point de mesures (50 Points)	41
3.4	Réseaux de neurones conçu	41
3.5	Mesure des moyennes d'erreurs lors de la phase d'apprentissage	43
3.6	Critère d'arrêt de l'entraînement	43
3.7	Critère de Validation check atteint après 17 epoch	43
3.8	Histogramme de l'ereur de la phase d'entraînement	44
3.9	Droite de regressioin de la phase d'apprentissage	44
3.10	Estimation des noeuds (04 cibles) par RNA	45
3.11	Localisation par PSO non optimisé de la cible de coordonnées (3.5357,5.6926) estimé à (0 , 4.2922)	46
3.12	Évaluation de la fonction objective (fitness) pour x (1) et y (2) par PSO non optimisé de la cible de coordonnées (3.5357,5.6926) estimé à (0 , 4.2922)	46
3.13	Localisation par PSO optimisé de la cible de coordonnées (3.5357,5.6926) estimé à (1.1922,4.0734)	47
3.14	Évaluation de la fonction objective (fitness) pour x...(1) et y...(2) par PSO optimisé de la cible de coordonnées (3.5357,5.6926) estimé à (1.1922,4.0734)	47

Liste des tableaux

1.1	Tableau récapitulatif des principales métriques de localisation	7
1.2	Exemple de base de données de fingerprinting	17
2.1	Les fonctions de transfert usuelles	25
2.2	Algorithme de PSO	36
2.3	Récapitulatif des paramètres de configuration du PSO	38
3.1	Position des émetteurs Wi-Fi	39
3.2	Mesures des RSSI (50 points de mesures)	42
3.3	Comparaison entre les points réels et les points estimés	43
3.4	Comparaison entre les cibles réels et les points estimés par RNA et PSO	48

Acronymes

GPS Global positioning system

PSO Particle optimization system

TOA Time of arrival

TDOA Time differential of arrival

AOA Angle of arrival

ESPRIT Estimation of Signal Parameters via Rotationnal Invariance Techniques

MUSIC Multiple Signal Classification

RFID Radio Frequency Identification

RSSI Received signal strength intensity

RSS Received Signal Strength

CRLB Cramer rao lower bound

GSM Global system for mobile telecommunication

BTS Base transceiver station

BS Base station

MCLP Moindre carre lineaire pondere

WLLS Weighted linear least squares

LS Least squares

FIM Fisher information matrix

UWB Ultra wide band

BSC Base station controller

WLAN Wireless local area network

ANN Artificial neural network

RNA Reseau de neurone artificiel

PMC Perceptron MultiCouche

MLP Multi layer perceptron

EQM Error quadratique moyenne

SPA Space partition algorithm

MSE Mean square error

SOC System on a chip

SIP System in package

Introduction Générale

Dans toutes les régions du globe, la question de la sécurité et de la localisation de personnes, de biens et services se pose. Elle trouve par exemple des applications pour ce qui est du repérage en temps réel d'une personne en situation de danger, ou fournir un soutien tactique aux forces de défense ou encore la détection de matériels dans un entrepôt, un domicile ou encore à plus grande échelle telles des côtes, villes etc. ; les télécommunications répondent fièrement à cet enjeu et comble ce besoin. Les rapides développements de la recherche et de l'industrialisation ont permis à un large public d'accéder aux moyens modernes de communication. Les communications sans fil par exemple connaissent une évolution rapide voire exponentielle dans un contexte de boom urbain et démographique ; toutefois le revers de la médaille est une pollution électromagnétique croissante, liée aux interférences (phénomènes de couplages, bruits.....), aux phénomènes des trajets multiples, évanouissement et d'adsorption. Cet élément majeur constitue le principal challenge en télédétection : la précision dans la localisation des cibles, au risque des pertes de temps , de ressources financières, voir des conséquences critiques sur les biens et personnes.

Jusqu'à présent, le système le plus employé en localisation est le GPS. Il présente une efficacité particulièrement acceptable en outdoor, avec des précisions avoisinant quelques mètres (dépendamment de la zone d'étude). Toutefois, il semble présenter ses limites en indoor du fait du phénomène d'adsorption des surfaces externes avec des erreurs de presque 10 m, distance apparemment négligeable mais, beaucoup trop grande dans une situation critique ou d'urgence (incendie, personne âgée, agression violente et mortelle...). À titre de rappel, un système de localisation indoor peut être défini comme un outil (matériel et logiciel) capable d'identifier une cible statique (ou en mouvement) grâce à un logiciel de synthèse dans un espace fermé (indoor) apte à répondre aux spécifications de performances désirées. Aussi, pour faire face à cette problématique, la prochaine génération de systèmes de localisation radio devra être en mesure de transmettre des signaux très haut débit, avec différentes qualités de services tout en permettant un déploiement rapide et une forte pénétration du marché. D'où la nécessité d'améliorer les performances des systèmes de localisation indoor sur une technologie répandue qu'est le Wi-Fi. C'est dans ce sens que le présent travail entend élaborer une technique numérique qui réponde aux spécifications imposées par le système de localisation, avec une contrainte de précision et de temps de calcul. L'outil de travail sera les réseaux de neurones, dans l'optique d'augmenter la vitesse de convergence comparativement à celle obtenue par l'algorithme de PSO.

Ce mémoire sera composé de trois chapitres décrivant les étapes et les points-clés de la localisation des cibles à partir de réseaux de neurones et de l'essaim de particule. Le premier chapitre contient un état de l'art sur les techniques de localisation, notamment (i) les différentes métriques utilisées en localisation, (ii) quelques systèmes de localisation en outdoor et en indoor, ainsi que (iii) les méthodes induites pour résoudre le problème de la localisation ; nous présenterons sommairement les concepts clés de la localisation tout en faisant un état de l'art sur les travaux effectués jusqu'ici. Le deuxième chapitre présente en première partie une étude théorique des réseaux de neurones utilisée dans notre travail et aborde des notions fondamentales relatives au perceptron multicouche MLP avec son algorithme d'apprentissage, la rétropropagation des erreurs, ainsi que leurs propriétés mathématiques et de leur mise en œuvre. Dans sa deuxième partie, il sera présenté

une nouvelle méthode de localisation basée sur un essaim de particule pour servir de comparatif à la méthode précédente. L'avantage de ce comparateur est sa performance, son efficacité, du fait qu'il n'utilise pas de base d'apprentissage. La simulation des différents modèles est effectuée sur le logiciel Matlab 2018, fonctionnant sur un ordinateur de marque HP muni d'un processeur Intel Core i5 doté d'une mémoire de 8 giga octets, pour une surface d'étude de $10m \times 10m$ couvert par quatre (04) émetteurs Wi-Fi. Finalement, le dernier chapitre de ce mémoire est consacré à la validation expérimentale du concept. Et enfin nous présentons les perspectives d'amélioration des performances de ces systèmes.

Chapitre 1

Etat de l’art sur les techniques de localisation

La localisation se réfère au procédé de l’estimation de la position d’un objet d’intérêt par rapport à un ensemble de références disposées à l’intérieur d’un espace prédéfini. Un système de localisation calcule la position du dispositif d’intérêt et transfère la position estimée aux services de positionnement tels que la navigation et la surveillance. Elle a connu un réel essor grâce à ses applications dans le domaine grand public notamment celui de la sécurité publique et militaire. Nous citons à titre d’exemples, la localisation d’un colis dans un entrepôt, les systèmes de surveillance des personnes âgées et des équipements coûteux. Dans les domaines de la sécurité publique et militaire, nous citons les systèmes de localisation et de suivi des pompiers à l’intérieur des bâtiments en feu entre autre.

De nos jours, les techniques de localisation étant multiples, une bonne maîtrise et une bonne connaissance de celles-ci sont nécessaires dans le cadre d’un problème d’ingénierie afin d’expertiser ou dimensionner un système de localisation : il doit estimer la position dans un délai maximum et doit couvrir la zone où l’utilisateur requiert la localisation.

Dans ce premier chapitre, nous présenterons les différents paramètres du canal utiles à la localisation. Nous présentons, par la suite, les principales techniques et algorithmes de localisation ainsi que les principaux critères d’évaluation des systèmes de positionnement. Pour terminer, nous présenterons quelques technologies déployées dans les systèmes de localisation en intérieur ainsi que leurs avantages, leurs inconvénients et nous ferons un état de l’art des systèmes de localisation les plus marquants, ceci afin de préciser l’importance de l’orientation de ce travail de recherche.

1.1 Paramètres utiles à la localisation

Nous décrirons, dans les paragraphes suivants, les différents paramètres du canal permettant d’obtenir les mesures de distance et de directions nécessaires pour l’estimation de la position de l’objet.

1.1.1 Le temps d’arrivée (ou ToA pour Time of Arrival)

La distance entre l’objet d’intérêt et l’élément de mesure peut être déduite à partir de la mesure du temps de propagation du signal connaissant sa vitesse de propagation. Trois mesures de temps de propagation sont nécessaires pour une localisation en deux dimensions. Le temps de propagation peut être estimé à partir de l’inter-corrélation entre le signal émis et le signal reçu au niveau de l’élément de mesure. Supposons que le signal $R_i(t)$, reçu au niveau de l’élément de

mesure i , correspond à une version du signal émis $S(t)$ retardée de t_i et bruitée par $n_i(t)$:

$$R_i(t) = S(t - t_i) + n_i \quad (1.1)$$

La fonction d'inter-corrélation entre $S(t)$ et $R_i(t)$ est obtenue en intégrant le produit des signaux (1.1) sur une période de temps T_t :

$$R_i(t) = \frac{1}{T_t} \int S(t) \times R_i(t - \tau) dt \quad (1.2)$$

Un estimé de TOA est donné par la valeur de τ qui maximise la fonction d'inter corrélation $R_{S,R_i}(\tau)$. L'approche de localisation ainsi présentée requière une synchronisation parfaite entre les émetteurs et les récepteurs du système et suppose que la propagation se fait en ligne directe.

1.1.2 La différence de temps d'arrivée (ou TDoA pour Time Difference of Arrival)

Cette approche consiste à déterminer la position l'objet d'intérêt en examinant la différence des temps d'arrivée des signaux sur les éléments de mesure. Considérons trois éléments de mesure désignés par 1, 2 et 3, la différence de temps d'arrivée entre chaque paire de ces éléments est donnée par :

$$t_{i,j \neq i} = t_i - t_j \text{ avec } i, j \in \{1, 2, 3\} \quad (1.3)$$

La différence de distances séparant l'objet d'intérêt de chaque paire des éléments de mesure i et j est déduite à partir de $t_{i,j}$:

$$v \times t_{i,j} = \sqrt{(x_i - c_x)^2 + (y_i - c_y)^2 + (z_i - c_z)^2} - \sqrt{(x_j - c_x)^2 + (y_j - c_y)^2 + (z_j - c_z)^2} \quad (1.4)$$

Où v la vitesse de propagation du signal, (x_i, y_i, z_i) et (x_j, y_j, z_j) les positions des éléments de mesure i et j et (c_x, c_y, c_z) la position de l'objet. L'équation (1.4) correspond à l'équation d'une hyperbole. La position de l'objet se situe alors à l'intersection des trois hyperboles formées à partir des mesures de TDOA, $t(i, j) i \neq j, i, j \in 1, 2, 3$ (voir figure 1.2). La méthode conventionnelle du calcul de l'estimé de TDOA est la méthode de corrélation. La TDOA peut être estimée à partir de l'inter-corrélation entre les signaux reçus au niveau d'une paire des éléments de mesure. Supposons que les signaux $R_i(t)$ et $R_j(t)$ reçus respectivement aux niveaux des éléments de mesure i et j , s'écrivent comme suit :

$$R_i(t) = S(t - t_i) + n_i(t) \quad (1.5)$$

Et :

$$R_j(t) = S(t - t_j) + n_j(t) \quad (1.6)$$

avec $S(t)$ le signal émis, t_i et t_j les retards du canal et $n_i(t)$ et $n_j(t)$ des variables aléatoires modélisant le bruit du canal. La fonction d'inter-corrélation entre $R_i(t)$ et $R_j(t)$ s'exprime par :

$$R_{R_i, R_j}(\tau) = \frac{1}{T_t} \int_0^1 R_i(t) \times R_j(t - \tau) dt \quad (1.7)$$

La valeur de τ qui maximise la fonction d'inter-corrélation $R_{R_i, R_j}(\tau)$ correspond à un estimé de TDOA. Afin d'améliorer la précision de l'estimation du retard, le filtrage des deux signaux est effectué avant l'intégration comme présenté à la Figure 1.1. Chaque signal $R_1(t)$ et $R_2(t)$ est

filtré par $H_1(f)$ et $H_2(f)$, respectivement avant corrélation. Cette opération est effectuée sur un intervalle temporel avec un décalage régulier de τ jusqu'à ce qu'un pic de corrélation soit obtenu. Le délai provoquant le pic d'inter-corrélation est l'estimation de la TDOA. Si le corrélateur fournit une estimation non biaisée de la TDOA, les deux filtres à l'entrée du corrélateur doivent avoir les mêmes réponses en phase et dans ce cas, ils peuvent être considérés comme identiques [HT02]. L'avantage de l'approche basée sur l'exploitation de TDOA par rapport à celle basée sur le TOA réside dans le fait qu'elle ne requiert pas une synchronisation entre tous les éléments du système mais seulement entre les récepteurs. Comme le TOA, le TDOA souffre des effets de trajets multiples dus à la présence des obstacles dans les environnements intérieurs.

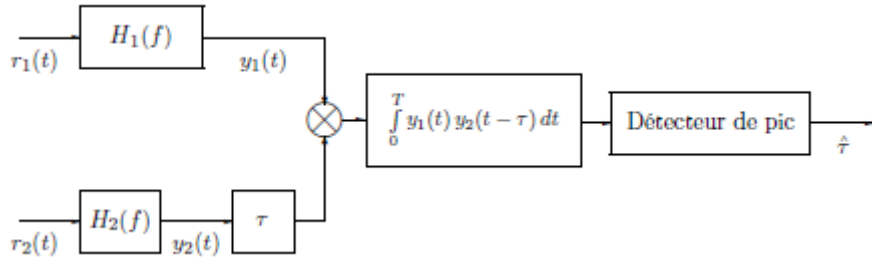


FIGURE 1.1 – La méthode d'inter-corrélation pour l'estimation de la TDOA

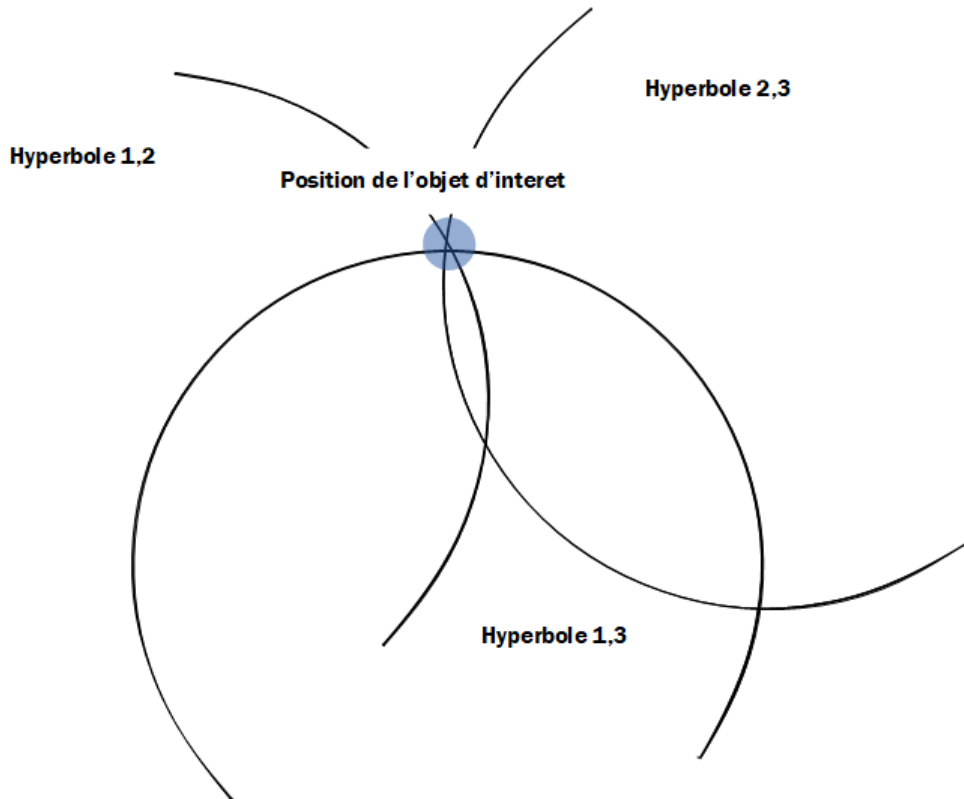


FIGURE 1.2 – Méthode de localisation par TDOA (methode des hyperboles)

1.1.3 Angle d'arrivée (ou AoA pour Angle of Arrival ou DoA pour Direction of Arrival)

Cette approche repose sur l'exploitation des angles d'arrivée du signal émis par l'objet d'intérêt aux niveaux des éléments de mesure (voir Figure 1.3). L'estimation des angles d'arrivée peut être accomplie par le biais des antennes directives. Celles-ci doivent tourner constamment afin de

détecter la direction dans laquelle l'amplitude du signal est maximale. L'AOA peut également être détecté à partir de la mesure de la différence du délai d'arrivée du signal sur les éléments d'un réseau d'antennes. Comparée aux approches basées sur l'exploitation de TOA et TDOA, l'approche de l'AOA n'exige aucune synchronisation entre les émetteurs et les récepteurs. Cependant, elle requiert une infrastructure relativement complexe et coûteuse à cause de l'emploi des antennes directives et des réseaux d'antennes ; le réseaux d'antennes pouvant estimer les directions d'arrivée est placé sur la station de base afin de déterminer une ligne de l'espace sur laquelle se trouve l'équipement mobile. Si au moins deux stations de base délivrent chacune une droite dans l'espace sur laquelle se trouve le mobile, alors l'intersection de ces deux lignes est unique et correspond à la position occupée par l'équipement mobile. À cause des fortes dégradations des signaux radio, il faut exploiter les données provenant de deux stations de base au moins. La figure 2 illustre ce principe de localisation. Les algorithmes ESPRIT [RK89] et MUSIC [CL93] sont utilisés pour extraire ces directions d'arrivée. Cependant, cette localisation est très imprécise dans les situations d'alignement, et sa précision de localisation se dégrade lorsque l'objet s'éloigne des éléments de mesure. Par ailleurs, en présence des trajets multiples, la mesure d'AOA du signal sur le trajet direct est affectée par les AOA des autres trajets.



FIGURE 1.3 – Principe de localisation par AOA

1.1.4 Puissance du signal reçu

Dans le cas des approches basées sur l'exploitation de la puissance du signal reçu, la distance est évaluée à partir de l'atténuation de la puissance du signal émis. Des modèles théoriques et empiriques ont été utilisés afin de traduire la différence entre la puissance du signal émis et celle du signal reçu en distance. En utilisant la formule de Friis (1.8) comme dans le cadre ce travail de recherche, la puissance du signal mesurée à une distance d et exprimée en dBm, est donnée par :

$$P_u(d)[dBm] = P_u(d_0)[dBm] - 10 \times n_0 \times \log_{10} \frac{d}{d_0} \quad (1.8)$$

Où $P_u(d)[dBm] = 10 \times \log_{10}(pu/0.001)$, pu la puissance du signal exprimée en Watts, d la distance entre l'émetteur et le récepteur, n_0 le coefficient d'atténuation propre au milieu et $P_u(d_0)$ la puissance du signal mesurée à une distance de référence d_0 . La distance d peut alors être déduite en remplaçant tous les autres paramètres du modèle par leurs valeurs. A cause des trajets multiples, les modèles reliant l'atténuation de la puissance du signal à la distance ne sont pas toujours vérifiés [HLL07]. En effet, certains modèles ne tiennent pas compte des pertes dues aux trajets multiples et à l'absorption d'une partie de l'énergie par les différents matériaux présents dans le milieu de propagation. Toutefois, l'approche basée sur l'exploitation de la puissance du signal reçu est largement utilisée. D'une part, elle ne demande aucune synchronisation. D'autre part, elle bénéficie des infrastructures de réseaux existantes telles que les points d'accès des réseaux locaux sans fil (noté WLAN pour Wireless Local Area Network). La puissance du signal reçu est très souvent utilisée avec la méthode des signatures. Cette méthode de localisation est présentée dans

TABLE 1.1 – Tableau récapitulatif des principales métriques de localisation

Technique de localisation	Limites	Avantages
Technique basée sur la puissance des signaux reçus (Received Signal Strength, RSS)	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessité d'avoir le trajet direct - Précision faible, - Mauvaise performance en présence de trajets multiples 	<ul style="list-style-type: none"> - Implémentation Faible - Algo. de localisation simple - Disponibilité des modèles mathématiques d'atténuation
Technique basée sur l'angle d'arrivée des signaux reçus (Angle Of Arrival, AOA)	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessité d'avoir le trajet direct - Coût d'implémentation élevé, - Sensible aux trajets multiples 	<ul style="list-style-type: none"> - Algo. de localisation simple - Nombre de stations de base fixes réduit
Technique basée sur le temps d'arrivée des signaux reçus (Time Of Arrival, TOA)	<ul style="list-style-type: none"> - Synchronisation entre émetteur et récepteur, - Nécessité d'avoir le trajet direct - Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur 	<ul style="list-style-type: none"> - Précision élevée en milieu confiné, - Bonne estimation des paramètres, - Algo. de localisation simple
Technique basée sur la différence du temps d'arrivée des signaux reçus (Time Difference Of Arrival, TDOA)	<ul style="list-style-type: none"> - Synchronisation entre récepteurs ou émetteurs, - Nécessité d'avoir le trajet direct - Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur 	<ul style="list-style-type: none"> - Précision élevée en indoor, - Bonne estimation des paramètres, - Algo. de localisation simple - Pas de synchronisation entre émetteur-récepteur

les paragraphes 1.3.3.

1.1.5 Les métriques hybrides

Les techniques hybrides sont une combinaison d'au moins deux des techniques précédemment présentées (TOA / TDOA, TOA / AOA, TDOA / AOA, TOA / RSS, TDOA / RSS ou AOA / RSS). Les travaux effectués dans [eWZ02, CDW06, CYZ07] ont montré que l'utilisation de la TDOA/AOA permettrait de réduire les erreurs de localisation dues aux trajets multiples. Par exemple, la technique TDOA/AOA proposée dans [eWZ02] pour localiser un utilisateur mobile dans des systèmes cellulaires large bande, a montré que cette combinaison serait plus performante que celle basée sur la TDOA uniquement si et seulement si la mesure de l'AOA est exacte. Les études basées sur la même technique ont été faites également dans [CDW06] mais cette fois, avec l'utilisation d'un filtre étendu de Kalman pour atténuer les erreurs de mesures des TOA et AOA dues aux NLOS. La même technique utilisée dans [CYZ07] montre qu'elle peut permettre de faire de la localisation en 2-D avec seulement deux stations de base réceptrices. Quant aux travaux de Sahinoglu et Catovic dans [FPMVGA15], ils ont mis en exergue l'avantage de combiner TDOA et RSS. Leurs résultats indiquent que pour des systèmes de communication large bande courte portée, l'utilisation de la RSS et de la TDOA conduit à deux types d'amélioration de la précision de localisation par rapport au cas où seules des mesures de TDOA sont utilisées. La combinaison TDOA/RSS permettrait alors d'améliorer la précision de l'estimation globale de position. Avec cette combinaison, ils ont abouti à une conclusion selon laquelle la limite de la borne de Cramer Rao (Cramer Rao Lower Bound (CRLB)) devient significativement plus faible à proximité des appareils utilisant la RSS. Cette constatation provient de la suppression des singularités dans la CRLB lorsqu'on est à proximité des appareils fonctionnant avec TDOA. Le tableau 1.1 fait un récapitulatif des principales métriques de localisation. On y présente quelques unes de leurs limites ainsi que de leurs avantages.

1.2 Localisation en environnements externes : outdoor

Nous distinguons principalement trois approches de localisation dans les environnements externes notamment la localisation basée sur les satellites, la localisation basée sur les réseaux cellulaires et la localisation associant les satellites et les réseaux cellulaires. Dans la première approche, l'objet d'intérêt est localisé à l'aide des signaux satellitaires, tel est le cas du système GPS. Dans la deuxième approche, la position de l'objet est estimée à partir des signaux qu'il reçoit du réseau GSM par exemple ou à partir du signal qu'il émet ; tandis que la troisième approche combine les deux précédentes méthodes.

1.2.1 Le système satellitaire : Le GPS

Le système GPS est le système de géolocalisation satellitaire le plus populaire fonctionnant au niveau mondial (Figure 1.4). Initialement conçu pour des applications militaires, ce système est devenu publique en 1990. Il permet une localisation en trois dimensions d'un objet sur le globe en mesurant les distances qui le séparent des satellites GPS. Ces distances sont calculées à partir de la mesure des temps d'arrivée des signaux émis des satellites GPS à l'objet. La mesure du temps d'arrivée est effectuée en comparant l'heure d'émission, qui est incluse dans le signal, à l'heure de son arrivée. L'objet d'intérêt se situe à l'intersection des sphères de rayon égal à la distance qui le sépare du satellite. Le système GPS comporte trois parties appelées segments : Le segment spatial, le segment de contrôle et le segment utilisateur. Le premier segment est composé de 30 satellites évoluant sur 6 plans orbitaux quasi circulaires. Le deuxième segment, constitué de cinq stations au sol, permet le contrôle du bon fonctionnement du système et la mise à jour des informations des satellites telles que les paramètres d'horloge. Le dernier segment comporte l'ensemble des récepteurs GPS qui exploitent, après réception, les informations en provenance des satellites. Le GPS permet une très bonne précision de localisation dans les environnements extérieurs. Toutefois, il est inefficace à l'intérieur, dans les environnements urbains, à proximité de murs et des bâtiments et dans les environnements souterrains, vu que le signal des satellites GPS est trop faible pour pouvoir passer à travers la plupart des bâtiments et que des obstacles sont présents dans la ligne de vue entre les satellites et le récepteur.



FIGURE 1.4 – Satellite géostationnaire utilisé dans le GPS (Source : NASA)

1.2.2 Les réseaux cellulaires

La méthode la plus simple de localisation cellulaire est la méthode de Cell-ID. Le mobile est localisé par l'identification de la cellule à laquelle appartient l'antenne à travers laquelle la communication est transmise. Après avoir identifié la cellule dans laquelle se trouve l'objet d'intérêt, elle estime sa position par la station de base contrôlant la cellule. La précision de cette technique n'est toutefois pas très précise, elle dépend surtout de la dimension des cellules. Elle situe une

personne à 250 mètres près en zone urbaine où le réseau est dense contre une dizaine de kilomètres en milieu rural [Roc03], ce qui correspond à la plus grande taille de cellule. Le temps de calcul de la position est très court. Il s'agit seulement du temps de recherche dans la base de données de la position à partir de l'identifiant de la cellule. Des raffinements sont possibles lorsque les antennes de ces stations de base sont sectorisées. En général, les antennes des stations de base sont constituées de plusieurs antennes dites sectorielles (secteur de 60°). Il est possible de remonter au secteur dans lequel se trouve le mobile afin de réduire la zone d'incertitude. Cette méthode n'est donc pas très précise dans les zones où une simple BTS couvre un grand territoire. Dans les villes où les opérateurs ont installé plusieurs BTS pour mieux desservir les utilisateurs, les cellules couvrent une zone longue de quelques centaines de mètres, ce qui accroît la précision du système. Malgré son manque de précision, la majorité des opérateurs l'ont toutefois choisie pour le E-112 en raison de son faible coût de mise en place.

1.3 Localisation en environnements internes : indoor

Les premiers systèmes de localisation développés afin d'estimer la position de l'objet d'intérêt dans les environnements internes se sont basés sur l'exploitation des ondes infrarouges. Bien qu'ils permettent une estimation très précise de la position, ces systèmes requièrent la présence d'un trajet direct entre les émetteurs et les récepteurs et nécessitent une infrastructure très coûteuse. Les systèmes de localisation par ondes radiofréquence présentent un coût plus faible dû au fait qu'ils bénéficient très souvent d'infrastructures de communication existantes. Toutefois, leurs performances sont moins bonnes que celles des systèmes de localisation par ondes infrarouges. On s'intéresse, dans le cadre de ce mémoire, aux systèmes de localisation par ondes radios. Ces systèmes, comme la plupart des systèmes de localisation, extraient à partir du signal reçu des informations sur la position de l'objet, telles que le temps d'arrivée, la puissance du signal reçu et l'angle d'arrivée. Le signal reçu résulte de la propagation du signal émis à travers un canal de propagation. Ce dernier décrit alors les caractéristiques de la propagation des ondes de l'émetteur au récepteur à l'intérieur d'un environnement donné. Globalement, il existe, selon le critère du processus d'implémentation trois méthodes déployées pour localiser un objet dans les environnements intérieurs : la technique de proximité, la méthode de latération, les méthodes hyperboliques et la méthode des signatures [ZFI13] ; tandis que selon le type de métriques, on peut distinguer deux types de méthodes : les méthodes utilisant le calcul de la distance (mesure des temps et des puissances) et celles basées sur la mesure des angles d'arrivée.

1.3.1 Technique de proximité

La technique de proximité estime la position de l'objet d'intérêt par rapport à une position connue ou par rapport à une zone bien définie. Elle nécessite l'installation des détecteurs à des positions connues. Si l'objet d'intérêt est détecté par un détecteur, la méthode estime sa position par la zone de ce détecteur.

1.3.2 Angulation/Triangulation

L'angulation repose sur la mesure des angles pour le calcul de la position de l'objet. Elle nécessite au moins deux mesures d'angles et une mesure de distance entre deux éléments de mesure pour une localisation en deux dimensions. Une mesure supplémentaire d'élévation (ou en anglais azimut) est nécessaire pour une localisation en trois dimensions. Cette méthode est illustrée à la Figure 1.5.

Pour appliquer cette méthode, le mobile doit connaître les angles θ_1 et θ_2 indiqués dans la Figure 1.5 ainsi que la distance S_1S_2 séparant les deux stations de base.

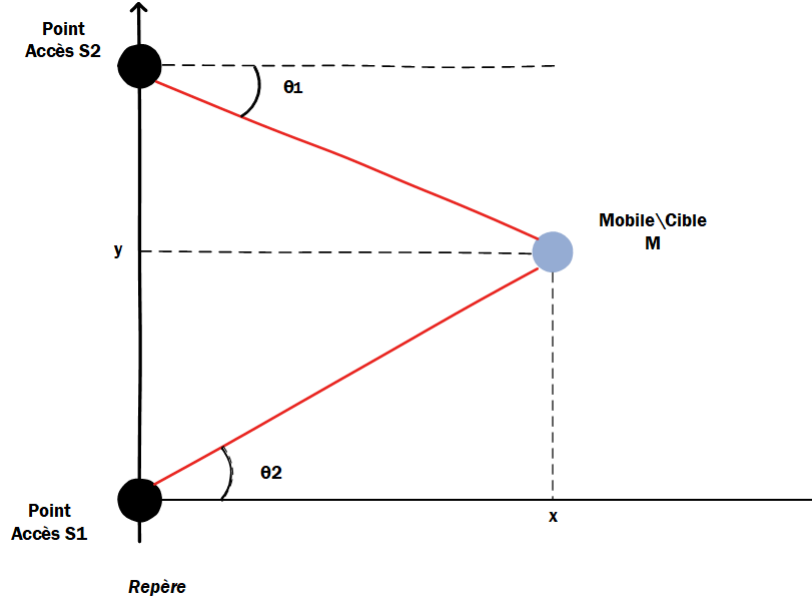


FIGURE 1.5 – Principe de la triangulation

Soit un mobile $M(x, y)$ de position inconnue, la source du signal reçu par les stations $S_1(x_1, y_1)$ et $S_2(x_2, y_2)$. Les angles d'arrivée du signal θ_1 et θ_2 ou de l'anglais Angle Of Arrival (AOA) sont mesurés respectivement, entre les axes (MS_1) et (MS_2) et les perpendiculaires à la direction de (S_1S_2) en S_1 et S_2 . Ils sont estimés soit à l'aide d'antennes directives ou un réseau d'antennes directives en supposant que les premiers signaux arrivent toujours selon le trajet direct. Afin de déterminer la position de M , nous définissons un repère avec S_1 comme origine et (S_1S_2) l'axe des ordonnées. Une fois ces angles estimés par la technique AOA, on peut déterminer facilement les caractéristiques du triangle S_1MS_2 , soit :

$$S_1M = \frac{S_1S_2 \times \cos \theta_2}{\sin(\theta_1 + \theta_2)} \quad (1.9)$$

$$S_2M = \frac{S_1S_2 \times \cos \theta_1}{\sin(\theta_1 + \theta_2)} \quad (1.10)$$

La position de la cible M est alors déterminée à partir les équations (1.11) et (1.12) :

$$x = \frac{S_1S_2}{\tan(\theta_1) + \tan(\theta_2)} \quad (1.11)$$

$$y = \frac{S_1S_2 \times \tan(\theta_1)}{\tan(\theta_1) + \tan(\theta_2)} \quad (1.12)$$

1.3.3 Multilatération-Trilatération

Ces méthodes qui consistent au calcul des distances permettent de remonter à la position de localisation recherchée à partir des paramètres de position : lorsqu'on utilise les observables de la RSS ou du TOA, on parle de trilatération ; lorsqu'on utilise les TDOA, la méthode porte le nom de multilatération. Dans la radiolocalisation, la mesure des distances est effectuée par différentes méthodes par des dispositifs installés à ces points connus. Supposons que l'objet est situé à la position $c = (c_x, c_y, c_z)$ et que les J éléments de mesure sont placés à la même valeur de cote z et aux positions (x_1, y_1, z) , (x_2, y_2, z) , \dots , (x_J, y_J, z) . Les distances, $(d_i)_{i \in [1, J]}$, entre les J éléments de mesure et l'objet sont données par :

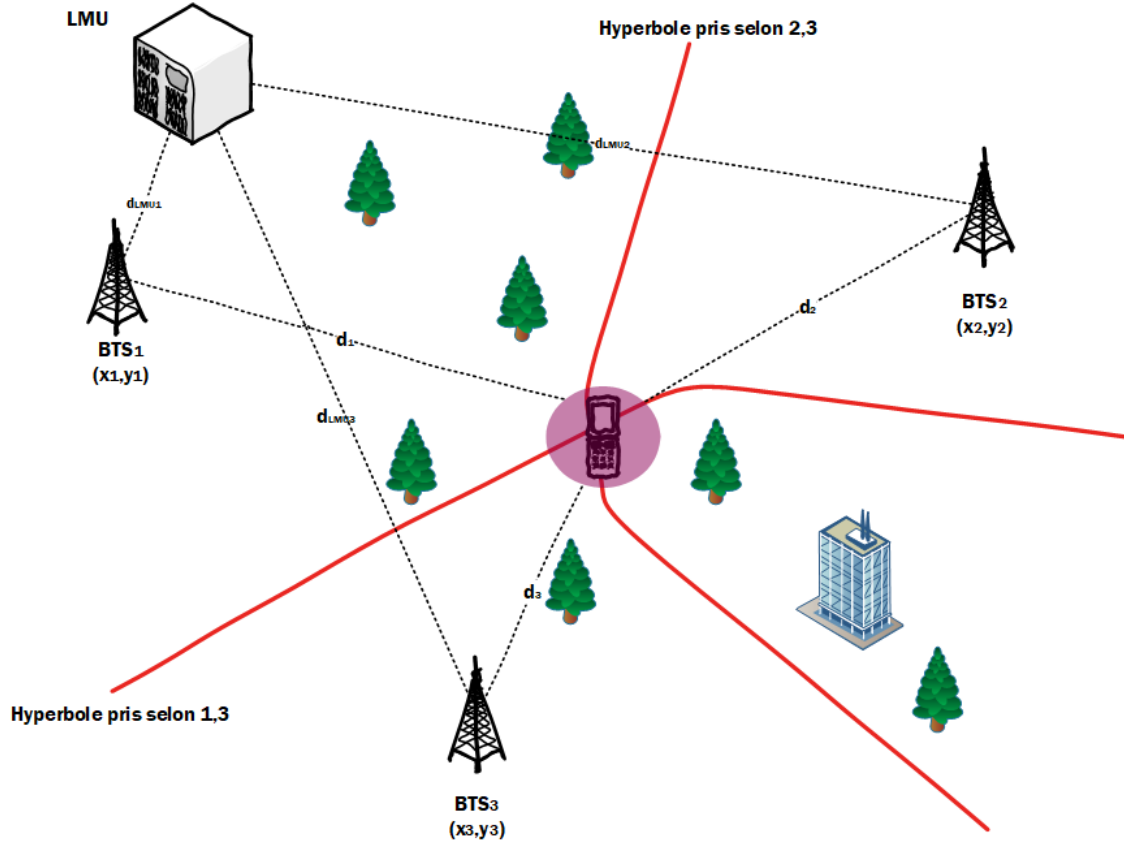


FIGURE 1.6 – Technique de localisation par latération en téléphonie

$$\begin{cases} (x_1 - c_x)^2 + (y_1 - c_y)^2 + (z_1 - c_z)^2 = d_1^2 \\ (x_2 - c_x)^2 + (y_2 - c_y)^2 + (z_2 - c_z)^2 = d_2^2 \\ \vdots \\ (x_j - c_x)^2 + (y_j - c_y)^2 + (z_j - c_z)^2 = d_j^2 \end{cases} \quad (1.13)$$

a. Multilatération (TDOA)

La multilatération est un procédé basé sur l'intersection soit d'hyperboles en 2-D, soit d'hyperboloïdes en 3-D obtenues à partir de TDOA décrites par l'expression (1.14) et (1.15).

$$d_{i,1}^2 = d_i^2 - d_1^2 \quad (1.14)$$

$$d_{i,1}^2 = ((x_i - x)^2 + (y_i - y)^2) - ((x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2) \quad (1.15)$$

avec N le nombre de stations émettrices. Une phase importante de cette méthode est le choix d'une antenne de référence. Dans l'équation nous avons supposé que cette référence est la station de base numéro 1 (T1). La position est obtenue en utilisant au minimum trois (ou quatre) émetteurs et un récepteur en 2-D (ou en 3-D) comme l'illustre la figure 1.6 .

Lorsqu'on suppose une localisation en 2-D (ou en 3-D), on obtient alors $(N-1)$ équations d'hyperboles (ou hyperboloïdes) et la position de l'objet est alors donnée par le point d'intersection de ces hyperboles (ou hyperboloïdes). L'estimation de la position d'un mobile à base des mesures des différences de temps d'arrivée (TDOA) est obtenu en résolvant l'équation fondamentale hyperbolique (1.4). Plusieurs algorithmes ont été proposés dans la littérature pour résoudre ce système d'équation non-linéaire en utilisant ces distances [ST92] ; leur résolution étant difficile, une étape

de linéarisation est souvent nécessaire. On écrit donc :

$$R_{i,1}^2 + 2R_{i,1}R_1 = (x_i^2 + y_i^2) - 2x_{i,j}x - 2y_{i,j}y - (x_1^2 + y_1^2) \quad (1.16)$$

Avec $x_{i,1} = x_i - x_1$ et $y_{i,1} = y_i - y_1$ et $R_{i,1} = \sqrt{((x - x_i)^2 + (y - y_i)^2) - ((x - x_1)^2 + (y - y_1)^2)}$

L'ensemble des équations de ces équations est maintenant linéaire. Il s'agit donc de résoudre ce système d'équations linéaires pour déterminer les inconnues qui sont la position de la cible (x,y) et la distance R1 [LAO02]. Dans ce qui suit on se limite, sans perte de généralités, au cas de l'estimation de la position de la station mobile en 2-D, utilisant n stations de base.

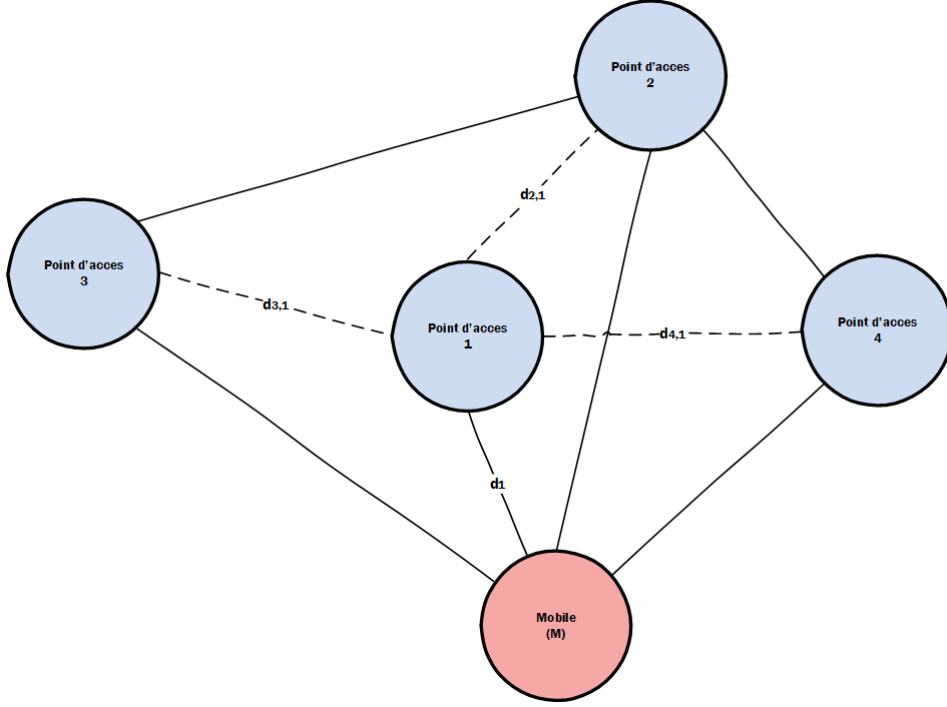


FIGURE 1.7 – Localisation par TDOA

Algorithme de Chan-Ho (1994) : Il propose une approche non itérative pour l'estimation hyperbolique de la position pour des BSs placées arbitrairement et dont la solution est valide pour les BSs éloignées et proches, est largement utilisée pour résoudre les équations hyperboliques de ce type [HH10]. Dans le cas de 03 BS, la solution est de la forme :

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} \end{bmatrix}^{-1} \times \left\{ \begin{bmatrix} R_{2,1} \\ R_{3,1} \end{bmatrix} R_1 + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} R_{1,2}^2 - K_2 + K_1 \\ R_{3,1}^2 - K_3 + K_1 \end{bmatrix} \right\} \quad (1.17)$$

$$\text{Où } K_i = x_i^2 + y_i^2$$

Ensuite, on substitue dans l'équation $R_1^2 = (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2$ les valeurs de x et y obtenues. Ceci permet d'obtenir une équation du second degré en fonction de R1, dont les racines permettent de déterminer les valeurs de x et y. Il est important de noter que seulement la racine carrée positive de R1 est prise en considération pour le calcul des valeurs de x et y. La deuxième racine carrée est soit négative soit supérieure au rayon de la cellule de la BS de référence [LAO02]. Quand il y a plus de quatre BSs on doit transformer le système original d'équations non linéaires en un autre système linéaire, et utiliser les Moindres Carrés Linéaires Pondérés MCLP (ou WLLS en anglais : Weighted Linear Least Squares) pour avoir une première solution. L'application des MCLP une seconde fois,

en utilisant la solution initiale et d'autres relations connues entre les coordonnées de la cible et la variable supplémentaire employée, permet d'obtenir l'estimation finale améliorée de la position [ea06]. Toutefois, la performance de cet algorithme est fonction de la distance réelle entre la station de base et le mobile. Pour résoudre ce problème, certains auteurs proposent une nouvelle manière de formuler le problème de localisation permettant de valider l'algorithme pour les BTS éloignées et pour un nombre de BTS supérieur à trois. Les résultats obtenus sont meilleurs que ceux de [LAO02] en terme de précision de localisation, et de ressources utilisées pour la localisation. [YJA08] permet d'obtenir une solution optimale à cette équation à l'aide de l'algorithme des moindres carrés (QC-TLS) à contraintes quadratiques. Les simulations indiquent que l'algorithme proposée présente une précision de localisation élevé et atteint une précision proche de la limite inférieure de Cramer Rao (CRLB) à proximité de la petite région d'erreur par comparaison aux performances des moindres carrés ordinaires et de l'algorithme de Monte Carlo.

La méthode Friedlander (1987) : [Fri87] utilise le critère des moindres carrés appelé LS (Least Squares) pour estimer la position de la cible. Cette méthode suppose que la distance entre l'émetteur et le récepteur (d_1) est indépendante des coordonnées de la cible. Cette méthode a une complexité plus réduite par rapport à d'autres méthodes mais, elle est optimale par rapport à certaines d'entre elles, parce elle élimine une relation fondamentale. Cette méthode transforme l'équation de localisation linéarisée en :

$$x_{i,1}x + y_{i,1}y = 0.5((x_i^2 + y_i^2) - (x_1^2 + y_1^2) - R_{i,1}^2) - R_{i,1}R_1 \quad (1.18)$$

En posant $K_1 = x_1^2 + y_1^2$ et $K_i = x_i^2 + y_i^2$ avec $i \in 2, 3$, les coordonnées de la cible sont obtenues par la résolution de (1.19) :

$$N.S.X = N.u \quad (1.19)$$

Avec :

$$\begin{aligned} N &= (I - Z).D \\ D &= (\text{diag}\{p\})^{-1} = \begin{pmatrix} R_{2,1} & 0 \\ 0 & R_{3,1} \end{pmatrix}^{-1} \\ p &= \begin{bmatrix} R_{2,1} & R_{3,1} \end{bmatrix}^T \\ Z &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \\ I &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \\ S &= \begin{pmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} \end{pmatrix} \\ X &= \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix}^T \\ u &= 0.5 \begin{bmatrix} K_2 - K_1 - R_{2,1}^2 \\ K_3 - K_1 - R_{3,1}^2 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Dans [RSL16], les auteurs ont utilisé un algorithme génétique améliorée de réduction de la couverture en recherchant les coordonnées de la cible. Il s'agit d'une approximation de l'estimateur à maximum de vraisemblance. Cette article montre que cette manière de résoudre l'équation hyperbolique de localisation permet d'atteindre la limite inférieure de Cramer-Rao. Les performances avec l'algorithme génétique de couverture fixe et l'algorithme de Chan-Ho ont été considérée. L'algorithme proposé à une précision supérieure à celle de l'algorithme de couverture fixe et suit de près la limite de Cramer-Rao même avec un niveau de bruit élevé. [Ste09] a montré l'efficacité de la technique hyperbolique à déterminer la position d'une cible en cas de multi-trajet. Son algorithme

a été comparé à d'autres algorithmes tels que : Chan's, Foy's, Fang's et Friedlander. Il ressort que cet algorithme devient très complexe en terme de calcul lorsque le nombre de paramètres à résoudre augmente et lorsqu'on considère que la nature du canal est dynamique.

La méthode de Taylor : Il est question de linéariser le système d'équation par un développement limité d'ordre 1 et utiliser ensuite une méthode itérative pour résoudre le système d'équation linéaire. Cette méthode est précise mais nécessite une initialisation par un vecteur de coordonnées d'initialisation proche de la position de la cible afin que la solution converge vers les coordonnées exactes de la position de celui-ci [CLH16].

La méthode DAC(1990) (Divide and Conquer) : Il consiste à diviser les mesures de la TDOA en groupes. Chaque groupe a une taille égale au nombre d'inconnues. La détermination des inconnues est effectuée pour chaque groupe, puis celle-ci sont combinées pour fournir une solution finale. Bien que cette méthode puisse fournir une performance optimale, la solution emploie une approximation stochastique et exige que l'information de Fisher soit suffisamment grande. La matrice de l'information de Fisher (FIM. Fisher Information Matrix) est l'inverse de la matrice de Cramer-Rao (CRMB : Cramer Rao Matrix Bound). L'estimateur a une performance optimale quand les erreurs sont petites, ce qui implique un faible niveau de bruit. Au-delà d'un certain niveau de ce bruit, la méthode dévie du CRLB : Cette méthode exige un nombre égal de mesures des différences de distances pour chaque groupe [MIZ96]. Il est important de noter la plupart des techniques qui utilisent le temps comme paramètres d'estimation de la position de la cible souffrent de problèmes tels que : la synchronisation entre l'émetteur et les récepteurs d'une part et d'autre part, les paramètres TDOA n'ont pas de bons résultats lorsqu'on est en présence de trajets multiples. Cela implique pour déployer un système de localisation, il faut des équipements appropriés afin de résoudre ces problèmes rendant les techniques utilisant la TDOA très coûteuse. En outre, la TDOA est le paramètre le plus utilisé.

b. Trilatération (RSSI)

La trilatération est une méthode permettant de déterminer la position du mobile récepteur (M) en utilisant la géométrie des triangles d'une manière similaire à la triangulation. Le procédé implique la connaissance de la distance de la cible par rapport aux différentes stations de base (T_i , $i = 1, \dots, N$). Pour déterminer la position en 2-D, il faut au moins trois nœuds de référence. Soient (x_i, y_i) les coordonnées des stations émettrices et (x, y) celles de la cible qui veut se localiser. La position de l'émetteur (ou du récepteur) en 2-D est alors déduite de l'intersection d'au moins trois cercles dont les centres sont les positions des différents récepteurs (ou émetteurs) et les rayons sont les distances d_i entre l'émetteur (ou le récepteur) et les différents récepteurs (ou émetteurs). Dans le cas d'une configuration géométrique en 3-D, ce lieu géométrique est l'intersection de trois sphères. La figure suivante montre la localisation en 2-D d'un mobile M à l'intersection des cercles $C_1(T_1, d_1)$ et $C_2(T_2, d_2)$. En cas d'ambiguïté ou de deux intersections des deux cercles, un troisième $C_3(T_3, d_3)$ émetteur peut être utilisé pour affiner le choix de la position M.

L'auteur de [AWA19] explore la possibilité de concevoir un système de positionnement et de télémétrie à ultra large bande (UWB) pour l'intérieur utilisant la puissance du signal reçu (RSS). Les auteurs utilisent les systèmes UWB en raison de la largeur de bande extrêmement grande ; ce qui réduit les effets d'évanouissement à petite échelle au niveau de l'évaluation des pertes. Une campagne de mesure UWB en visibilité directe en intérieur a été faite. Les simulations permettent une estimation de la position basée sur la trilatération et réduisent considérablement les efforts de synchronisation. Une description analytique de la probabilité d'erreur dans les estimations de la distance et de proximité causées par la non-monotonie de la RSS est explorée suivant les modèles de propagation radio les plus populaires en utilisant la multilatération dans [STF⁺07]. Les

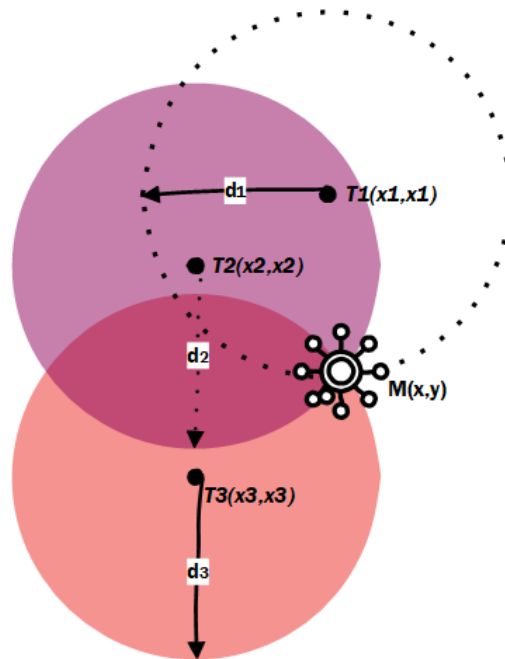


FIGURE 1.8 – Methode de localisation par trilateration

résultats analytiques montrent qu'il est avantageux d'utiliser la RSS pour l'estimation de la proximité. La probabilité d'une mauvaise estimation de la proximité s'avère être beaucoup plus petite que celle de la distance. La comparaison entre l'estimation de la proximité et la multilatération sous divers réglages montrent que la localisation par zone est plus robuste que la multilatération pour minimiser les erreurs d'estimation d'emplacement, en particulier lorsque la propagation radioélectrique ne peut pas être modélisée avec précision. L'article [wCJrCCnKhC06] décrit la multilatération collaborative pour les problèmes de localisation des nœuds. Les auteurs montrent qu'en utilisant cette technique avec la RSS, les nœuds connectés indirectement aux nœuds balises peuvent estimer leur emplacement avec une précision similaire au niveau de la multilatération à un seul bond. De plus, avec leur approche distribuée, des colonies de nœuds de capteurs limités par des ressources peuvent résoudre collectivement un problème d'optimisation globale qu'un nœud individuel ne peut résoudre. Les simulations ont montré que, l'utilisation d'un gradient global pour calculer un optimum global a renforcée localement un modèle de calcul distribuée avec d'autres applications potentielles dans les réseaux de capteurs. En plus du modèle de calcul distribuée, la multilatération collaborative semble être un choix attrayant pour aider les systèmes de localisation basés sur l'infrastructure à mieux gérer les obstructions. Une comparaison avec les limites a montré que la localisation des nœuds sur plusieurs tronçons serait évolutive vers des réseaux plus grands. L'auteur de [KOS14] explore un problème de sécurité lié aux techniques de localisation basées sur la RSS dans lequel des modifications non signales de puissance de transmission peuvent générer des estimations de localisation inexactes. Les auteurs présentent un cadre générique pour détecter les attaques de puissances et identifier la source de cette variation de la puissance d'émission. Les techniques de localisation utilisées dans cet article sont la multilatération et le fingerprinting. Les résultats montrent que nous pouvons obtenir une moyenne des détections manquées et fausses alarmes réduites avec des mesures de la RSS de 50 transmissions (points de mesure) seulement. Tout comme les algorithmes déterministes qui appliquent des relations géométriques pour estimer la position de la station mobile en supposant des distances fixes et/ou des angles extraits à partir des paramètres de propagation radio, l'utilisation de la RSS peut être basée sur les méthodes probabilistes. Les auteurs de [Pag05] ont construit un modèle de canal en partant du modèle log-normal mais en tenant compte des atténuations liées aux murs. Les tests ont été réalisés et comparés à la multilatération classique. Il ressort que la technique hyperbolique est la plus prometteuse lorsque

la puissance de transmission des nœuds est limitée. Les résultats de l'algorithme circulaire ne sont pas améliorés avec ces modifications. Il a cependant montré que le modèle log-normal est plus apte à la technique hyperbolique en utilisant la RSS. [AC10] propose un schéma probabiliste pour déterminer avec un certain degré de confiance l'emplacement d'un émetteur en utilisant l'intensité relative du signal reçu par des dispositifs voisins avec une puissance effective rayonnée isotrope (PIRE) utilisée par un émetteur inconnu. Dans cet article, les auteurs ont présenté un mécanisme de localisation hyperbolique pour estimer l'emplacement d'origine d'un message d'attaque destiné à un dispositif dans un réseau sans fil sans coopérer avec l'auteur du message en se servant du modèle de pertes log-normal. L'évaluation de la performance de simulation révèle un taux de réussite de mesure à la hauteur du niveau de confiance choisi, bien que la taille du domaine candidat augmente également avec le taux de réussite. De même, un niveau de confiance de 95% donne une taille moyenne de la zone candidat légèrement inférieure à 25% de la surface de grille simulée. L'algorithme de localisation présentée ici est suffisamment générique pour être applicable à divers types de réseaux sans fil. D'autres auteurs dans une autre étude [LB08] ont testé les hypothèses précédentes sur le réseau Wi-Fi/802.11. Ils ont mené une expérience en plein air avec un réseau Wi-Fi/802.11 et les résultats obtenus à partir des pertes de propagation du signal sont utilisés par la technique hyperbolique pour lier l'emplacement d'un émetteur dans un tel réseau Wi-Fi avec un degré de confiance.

c. La localisation par fingerprinting

La technique de fingerprinting est utilisée pour déterminer la localisation d'un équipement mobile à partir de données brutes provenant de rapports disponibles au niveau du BSC. À la différence des techniques précédentes, cette technique s'opère en deux étapes, la première étape ou étape d'apprentissage pendant laquelle les caractéristiques de l'environnement sont mesurées à des endroits différents et les données sont stockées avec une information de référence spatiale. Cette étape est également qualifiée de phase hors ligne, car elle est généralement effectuée avant l'activation du service de localisation fourni par le réseau ; la deuxième étape ou phase en ligne commence lors de l'opération réelle de localisation. Les mêmes caractéristiques de l'environnement sont mesurées et les résultats sont comparés aux valeurs stockées (valeurs des paramètres obtenues lors de la première phase). Le mot fingerprinting vient du terme "fingerpring" qui signifie empreinte digitale. Pour fonctionner, cette technique nécessite une base de données qui à certaines positions de l'environnement considéré associe un ensemble d'éléments caractérisant cette position. Ces éléments doivent permettre de différencier chacune des positions par rapport aux autres positions de l'environnement. Si cette condition n'est pas réalisée dans ce cas les éléments considérés pour composer cette "empreinte" ne sont pas significatifs. Les éléments pouvant être considérés pour composer ces empreintes sont la puissance du signal, la réponse impulsionnelle du canal, les directions d'arrivées, le temps d'arrivée par exemple [KPM02]. Une composition de plusieurs de ces éléments est acceptable. Une précaution est nécessaire. L'environnement radio doit rester stable durant la période au cours de laquelle on veut proposer le service de localisation. L'exploitation de cette technique de localisation pour les environnements indoor est courante [BP00, BK73]. Par la suite, les signatures seront composées des puissances du signal reçu. Au niveau du terminal mobile, la puissance du signal reçu possède comme caractéristiques de s'atténuer en fonction de la distance, et de subir des atténuations successives suivant les phénomènes radio (réflexion, diffraction, transmission, scattering) auxquels elle est soumise. Une forme simple de la puissance du signal reçu en une position (x_r, y_r) de l'espace est donnée par :

$$P(x_r, y_r) = P(x_e, y_e) \cdot G_e \cdot G_r \cdot \left(\frac{\lambda}{4\pi \cdot d} \right)^\alpha \quad (1.20)$$

avec λ la longueur d'onde, (x_e, y_e) la position de l'antenne émettrice, α un terme caractérisant la propagation dans le milieu ($\alpha = 2$ dans le cas de la propagation en espace libre [VA03]), et d la

distance On observe une décroissance de la puissance du signal en fonction de la distance. D'autres modèles de propagation sont utilisables. Ils tiennent compte de l'environnement de propagation comme par exemple des murs à l'intérieur des bâtiments [YK02, BP00]. Ces modèles introduisent des coefficients liés à l'atténuation du signal lorsqu'il traverse des murs. Ces coefficients sont estimés à partir de mesures d'étalonnage car l'atténuation varie d'un matériau à l'autre. Ces modèles montrent que la puissance du signal est un bon élément pour la constitution de la base de données de fingerprinting [PBB00], puisqu'elle varie en fonction de la distance. Idéalement, cette décroissance se fait suivant une ligne de niveau ressemblant à un cercle (dans un espace 2D) mais elle est déformée suivant les obstacles présents dans l'environnement. Plusieurs positions de l'espace possèdent la même valeur de puissance captée. Il est nécessaire de prendre en compte plusieurs puissances provenant d'émetteurs distincts, chacun générant une ligne de niveau. Ces lignes de niveau sont corrélées entre elles, et doivent s'intercepter en un point du plan qui est la position occupée par l'équipement. Comme ces lignes de niveau sont plus ou moins concentriques, deux de ces lignes de niveau vont avoir au moins deux intersections. Il est nécessaire de considérer au moins trois de ces lignes de niveau pour obtenir la position. Le Tableau 1.2 présente la forme prise par la base de données. La base de données est une table de correspondance entre l'espace des puissances et l'espace des positions. À une position correspond un n-uplet de puissances de signal reçu.

TABLE 1.2 – Exemple de base de données de fingerprinting

		Émetteur 1	Émetteur 2	...	Émetteur N
X_1, Y_1	\Rightarrow	$RSS_{1,1}$	$RSS_{1,2}$...	$RSS_{1,N}$
X_2, Y_2	\Rightarrow	$RSS_{2,1}$	$RSS_{2,2}$...	$RSS_{2,N}$
X_3, Y_3	\Rightarrow	$RSS_{3,1}$	$RSS_{3,2}$...	$RSS_{3,N}$
X_4, Y_4	\Rightarrow	$RSS_{4,1}$	$RSS_{4,2}$...	$RSS_{4,N}$
X_5, Y_5	\Rightarrow	$RSS_{5,1}$	$RSS_{5,2}$...	$RSS_{5,N}$
\vdots	\Rightarrow	\vdots	\vdots	...	\vdots
X_M, Y_M	\Rightarrow	$RSS_{M,1}$	$RSS_{M,2}$...	$RSS_{M,N}$

L'étape de localisation consiste à effectuer l'opération inverse, à savoir, mesurant un n-uplet d'informations, on cherche dans la table le n-uplet correspondant le mieux à celui mesuré suivant un critère. Une fois qu'un n-uplet est détecté dans la base de données, on considère que le mobile occupe la position retournée par la position extraite de la base de données. Les techniques pour détecter ce n-uplet sont multiples. Il existe des techniques simples consistant à rechercher le plus proche voisin du n-uplet mesuré suivant le critère de la distance euclidienne minimum entre les n-uplets [BP00] (closest neighbor algorithm), ou alors en moyennant sur les k plus proches voisins (k-nearest neighbor averaging) ou alors des méthodes probabilistes [TRS02, TRT02].

Méthodes déterministes : Les méthodes déterministes ont été utilisées en premier par Bahl et Padmanabhan [BP00] pour réaliser leur système de localisation, RADAR. Le système collecte les puissances des signaux reçus, $s_1 = (P_{u1}, P_{u2}, P_{u3})$, aux niveaux des trois points d'accès d'un réseau local sans fil et les stocke dans une base de données. Pendant la phase de localisation, il calcule la distance euclidienne entre la signature de l'objet d'intérêt, $s = (P_0 u_1, P_0 u_2, P_0 u_3)$, et les signatures de la base de données :

$$D_{s1,s} = \sqrt{(P_{u1} - P_{u1}^0)^2 + (P_{u2} - P_{u2}^0)^2 + (P_{u3} - P_{u3}^0)^2} \quad (1.21)$$

Il estime la position de l'objet par la position de référence pour laquelle cette distance est minimale. Cet algorithme est connu sous le nom de l'algorithme du voisin le plus proche. Bahl et al [BP00] ont considéré, ensuite, les kv voisins les plus proches dans l'estimation de la position de l'objet d'intérêt. Ceci est justifié par le fait qu'il pourrait exister plusieurs positions de référence qui sont

à une distance presque égale de l'objet d'intérêt. La position de l'objet (c_x, c_y) est alors donnée par la moyenne des positions des k_v voisins les plus proches :

$$\begin{cases} \tilde{c}_x = \frac{\sum_{i=1}^{k_v} x_{v,i}}{k_v} \\ \tilde{c}_y = \frac{\sum_{i=1}^{k_v} y_{v,i}}{k_v} \end{cases} \quad (1.22)$$

où $(x_{v,i}, y_{v,i})$ la position du voisin i .

Méthodes probabilistes : Supposons que nous disposons d'une base de données composée de L données (cl, sl) ; $l = 1, \dots, L$; où cl désigne une position de référence et sl sa signature. La position c de l'objet d'intérêt peut être estimée par la position de référence qui maximise la probabilité $P(cl|s)$:

$$\tilde{c} = \arg \max_{c_l} P(c_l|s); \quad (1.23)$$

$$l = 1, \dots, L$$

où $P(cl|s)$ désigne la probabilité d'être à la position cl sachant s et s la signature de l'objet d'intérêt. En se basant sur la règle de Bayes et en supposant que la probabilité a priori, $P(cl)$, d'être à la position cl avant de connaître s est uniforme, la position de l'objet est alors donnée par :

$$\tilde{c} = \arg \max_{c_l} P(s|c_l); \quad (1.24)$$

$$l = 1, \dots, L$$

où $P(s|cl)$ désigne la probabilité d'avoir s sachant cl . Cette méthode suppose que l'objet d'intérêt est situé sur l'une des positions de référence stockées dans la base de données. Cependant, l'objet peut se trouver à une position quelconque dans la zone de localisation. Il existe d'autres méthodes probabilistes qui estiment la position de l'objet par la moyenne pondérée des coordonnées des positions de référence. Elles reposent sur l'estimation de l'espérance conditionnelle $E(c|s)$ par la méthode de noyau.

1.4 IV. Systèmes de localisation par ondes radioélectriques : le Wi-Fi [YGN09] et le RFID

La technologie radio Wi-Fi fait partir des technologies à large bande ; elle permet aux systèmes de localisation de tirer parti de ses avantages. En effet, les systèmes de localisation par ondes radiofréquences offre une couverture plus large grâce à la capacité des ondes radio à passer à travers les murs. Par ailleurs, ils nécessitent moins de matériel, comparé aux autres systèmes de localisation, du fait qu'ils peuvent profiter des infrastructures de communication existantes, comme par exemple, les points d'accès des réseaux locaux sans fil, WLAN. La technologie WLAN a été déployée dans plusieurs zones publiques telles que les hôpitaux, les universités, les stations de train. Dès lors, les systèmes de positionnement en intérieur peuvent profiter des infrastructures WLAN existantes réduisant ainsi le coût de positionnement. La précision de localisation basée sur la puissance des signaux WLAN est affectée par différents éléments qui pourraient exister dans les environnements intérieurs tels que le mouvement des individus, les murs, les portes. Le système de positionnement en intérieur, RADAR [BP00], proposé par Microsoft Research Group est le premier

système de localisation par ondes radiofréquences basé sur la puissance du signal et la technologie sans fil. Le système repose sur la méthode des signatures et adopte la puissance du signal reçu aux niveaux des trois points d'accès du réseau local sans fil comme signature. Il estime la position de l'objet d'intérêt en comparant sa signature avec celles stockées dans la base de données à l'aide de la méthode des kv-voisins les plus proches. Deux méthodes de construction de la base de données sont proposées. La première revient à mesurer la puissance du signal reçu à différentes positions du banc d'essai. La deuxième méthode calcule la puissance du signal à l'aide d'un modèle de propagation inspiré du modèle 'Floor attenuation factor model' [MMCJS13] et donné par :

$$P(d)[dBm] = \begin{cases} P(d_0)[dBm] - 10 \times n_0 \times \log_{10} \frac{d}{d_0} - nW \times WAF & \text{si } nW < C_m \\ C_m \times WAF & \text{si } nW \geq C_m \end{cases} \quad (1.25)$$

où nW le nombre de murs entre l'émetteur et le récepteur, WAF le facteur d'atténuation des murs, n_0 le facteur d'atténuation propre au milieu, $P(d_0)$ la puissance du signal mesurée à une distance de référence d_0 et C_m le nombre maximal de murs pris en compte dans le modèle. Le nombre de murs, nW , est déterminé par l'algorithme 'Cohen-Sutherland line-clipping algorithm' [JFH90] connaissant les positions des points d'accès du réseau et les coordonnées des salles dans l'étage où l'expérimentation a eu lieu. Pour déterminer la valeur du facteur WAF , Bahl et al [BP00] ont mesuré la puissance du signal reçu en faisant varier le nombre de murs entre l'émetteur et le récepteur. Puis, ils ont calculé la moyenne de la différence entre les valeurs de puissance ainsi mesurées. Pour évaluer les performances de leur système, les auteurs ont mené des expérimentations dans un étage de dimensions 43.5 m \times 22.5 m et contenant plus de 50 salles. Les résultats ont montré que le système permet une erreur de 2.94 m pour 50% des mesures avec la première méthode, alors qu'avec la deuxième méthode, il atteint une erreur de 4.3 m. Le majeur avantage du système RADAR est qu'il bénéficie des infrastructures existantes des réseaux WLAN. En revanche, le respect de la vie privée de l'utilisateur n'a pas été pris en considération dans la conception de ce système : L'utilisateur mené de son dispositif de positionnement, qui est équipé par la technologie WLAN, peut être suivi même s'il ne le souhaite pas. Dans [SDN10], un système de localisation à l'intérieur des mines a été proposé. Le système repose sur la méthode des signatures et déploie deux récepteurs placés à des positions fixes. Il extrait sept paramètres de la réponse impulsionnelle du canal dont le retard moyen, la puissance du signal reçu, le nombre de trajets afin de définir la signature de l'objet d'intérêt et estime la position de ce dernier en une seule dimension à l'aide des réseaux de neurones artificiels. Deux approches de localisation sont possibles. La première approche utilise deux réseaux de neurones constitués chacun de sept entrées et d'une sortie. Les entrées correspondent aux sept éléments de la signature et la sortie correspond à la distance entre l'émetteur et l'un des deux récepteurs. La position estimée de l'objet est alors la moyenne des distances estimées par les deux réseaux de neurones. La deuxième approche déploie un seul réseau de neurones regroupant à son entrée les deux signatures de l'objet. La position de l'objet est donnée par rapport à la distance qui le sépare de l'un des deux récepteurs. Les campagnes de mesure effectuées dans la mine laboratoire CANMET à la ville Val-d'Or [CNA06] ont montré que le système permet une erreur de 1 m pour 90% des nouvelles entrées non entraînées, et ce en utilisant un seul réseau de neurones. Dans [MMCJS13], un système de localisation basé sur la technique des signatures et utilisant les réseaux de neurones artificiels a été présenté. Les auteurs ont proposé une solution afin de limiter les erreurs de localisation causées par la variation du signal radiofréquence. Moreno-Cano et al [MMCJS13] ont d'abord mené une étude théorique et effectué des simulations afin d'analyser la distribution de la puissance de signal radiofréquence dans les environnements internes. A la suite de cette étude, les auteurs ont proposé de combiner la technologie radiofréquence avec la technologie infrarouge afin de résoudre le problème de la variabilité de la puissance dans les environnements internes. Les auteurs ont alors découpé la zone d'intérêt en des sous-zones caractérisées par une distribution de puissance uniforme. Chaque sous-zone comporte un émetteur

infrarouge permettant de l'identifier et des étiquettes RFID utiles pour la localisation de l'objet d'intérêt à l'intérieur de cette sous-zone. Les étiquettes, comportant un capteur infrarouge alimenté par l'émetteur infrarouge, communiquent avec un lecteur RFID situé à proximité. Le procédé de la localisation se présente comme suit : le lecteur RFID reçoit de la part des étiquettes RFID un vecteur de données contenant l'identifiant de l'émetteur infrarouge, lu par l'étiquette, ainsi que l'identifiant de cette dernière. En outre, le lecteur fournit la valeur de la puissance du signal reçu relative à cette étiquette. Les valeurs de puissance des différentes étiquettes d'une sous-zone donnée ainsi que leurs positions sont ensuite employées afin d'entraîner le réseau de neurones artificiels. Pendant la phase de localisation, le système détermine d'abord la sous-zone dans laquelle se trouve l'étiquette portée par l'objet d'intérêt en se basant sur la valeur de l'identifiant de l'émetteur infrarouge. Étant donné la valeur de la puissance du signal émis par l'objet d'intérêt, la position de ce dernier est estimée à l'aide du réseau de neurones relatif à la sous-zone considérée. Pour évaluer les performances de leur système, les auteurs ont mené des expérimentations dans le centre de transfert technologique à l'université de Murcia. Un émetteur infrarouge a été placé dans chaque sous-zone de 9 m^2 . Des étiquettes de références espacées d'une distance de 1 m ont été placées au plafond. Les résultats expérimentaux ont montré que le système présente une précision de 65% pour une erreur inférieure ou égale à 1 m. Les communications sans fil ont connu un essor fulgurant durant la dernière décennie, avec en prime des services de plus en plus innovants. Les services de localisation tapissent de plus en plus le panorama des systèmes sans fils. Des performances en terme de précision, de cout, de robustesse et de rapidité sont nécessaire pour ces systèmes car ceux-ci trouvent très souvent leur application dans des domaines critiques. La technologie RFID, bien que présentant des performances meilleures, elle reste cependant propriétaire ce qui présente un cout conséquent. Ce chapitre nous a permis d'introduire les concepts de base de la localisation. Nous avons décrit quelques méthodes et algorithmes de localisation, parmi lesquels la méthode de la multilatération et celles algorithmes probabilistes. Nous avons par ailleurs présenté les systèmes de localisation les plus marquants dans la littérature ainsi que les principaux critères d'évaluation des systèmes de localisation. Parmi les technologies et les techniques de localisation que nous avons présentées dans ce chapitre, nous allons maintenant nous focaliser sur celles qui interviennent dans les procédés de localisation basée sur la multilatération associée aux algorithmes heuristiques avec la mesure de la RSS comme paramètre de localisation.

Chapitre 2

Algorithme RNA et PSO pour la localisation d'un nœud dans un environnement Wi-Fi

2.1 Standard Wi-Fi

La norme IEEE 802.11 est un standard international décrivant les caractéristiques des réseaux locaux sans fil (WLAN). Un réseau Wi-Fi est un réseau répondant à la norme 802.11. Grâce au Wi-Fi, il est possible de créer des réseaux locaux sans fils à haut débit pour peu que la station à connecter ne soit pas trop distante par rapport au point d'accès. Des informations sur la communication sont accessibles et disponibles au niveau des interfaces physiques des cartes de communications. Les informations proviennent de trames de management émises par les points d'accès. Parmi ces trames, on trouve des trames d'authentification, d'association, etc. La trame qui nous intéresse dans le cadre de localisation par Wi-Fi est la trame de balisage. Le point d'accès émet périodiquement ces trames afin de signaler et pour relayer des informations telles qu'une référence temporelle, le SSID et d'autres informations caractérisant ce point d'accès. Ces trames sont captées par les clients se trouvant dans la couverture radio de ce point d'accès. Le client scrute en permanence tous les canaux disponibles afin de capter ces balises qui lui permettent de déterminer le point d'accès avec lequel il est plus avantageux de s'associer. Lorsque le réseau est en mode infrastructure, ces balises sont émises périodiquement. Par défaut, cet intervalle est à 90 ms, car cette valeur est optimale pour assurer de bonnes performances dans bon nombre d'applications. L'utilisation de ces trames de balisage est un bon moyen pour effectuer de la localisation puisqu'elles sont émises périodiquement et naturellement par le réseau. Il n'est pas nécessaire de modifier la nature intrinsèque du réseau pour établir les opérations nécessaires à la localisation. Par la suite la technique de localisation présentée est basée sur l'exploitation des informations disponibles dans ces balises. Exploiter cette information de puissance n'est pas simple. La puissance du signal reçu n'est pas reliée directement à l'information de distance par une relation aussi simple que celle qu'on trouve dans les problèmes de trilatération classiques où la distance est liée au temps par la relation : $distance = vitesse * temps$. Pour résoudre ce problème, la première technique est le fingerprinting ou pattern matching ou bien de reconnaissance de signature ; pour cette première technique, il est nécessaire d'exploiter une base de données, constitués de mesures. La seconde technique est basée sur l'exploitation d'un modèle de propagation qui est une formulation mathématique de la valeur de signal que devrait capter un terminal mobile. Plusieurs degrés de complexité existent pour les modèles de propagation en fonction de précision à atteindre. La combinaison de ces deux techniques est possible dans certaines situations, comme dans des environnements multi-étages notamment.

2.2 Réseaux de neurones artificiels (RNA)

L'objectif de cette section est tout d'abord celui de rappeler les notions fondamentales relatives aux réseaux de neurones ainsi que leurs propriétés mathématiques, puis, nous décrirons les principaux types de réseaux de neurones. Finalement nous nous attacherons à détailler le type de réseaux de neurones utilisé dans notre travail (PMC) qui est le réseau neuronal multicouche de type Feedforward avec l'algorithme de Back Propagation (retro-propagation de l'erreur), et la base d'apprentissage qui est élaborée à partir des résultats fournis par la méthode de multilatération. Les paramètres qu'on prend en compte dans notre base d'apprentissage sont les couples de coordonnées (x,y) des points à localiser ainsi que les valeurs des RSSI associées ($RSSI_1, RSSI_2, \dots, RSSI_n$). L'efficacité de ce modèle est représentée par sa capacité à prédire le comportement non linéaire des valeurs synthétisées et par rapidité au niveau de la vitesse de convergence. La capacité de modélisation par réseau neuronal est évaluée à travers sa comparaison avec la méthode d'optimisation par l'algorithme des essaims de particules, et plus particulièrement ses propriétés et sa mise en œuvre. Un réseau neuronal artificiel à des caractéristiques privilégiées représentées par sa capacité à apprendre des informations, à les généraliser et à identifier des fonctions non linéaires multidimensionnelles. Plusieurs raisons justifient l'emploi des réseaux de neurones plutôt que des techniques classiques pour l'approximation de fonction notamment :

- Simplicité de mise en œuvre (peu d'analyse mathématique préliminaire).
- Capacité d'approximation universelle prouvée.
- Modélisation de processus de type boîte noire.
- Robustesse du système obtenu.
- Capacité d'adaptation aux conditions imposées par un environnement quelconque.

Facilité de recharger ses paramètres (poids, nombre de neurones cachés, nombre de couches cachées, différents concepts qui seront abordés dans la suite de ce chapitre). Le réseau de neurones artificiels présente une structure mathématique capable d'effectuer des opérations de calcul complexes telles que la classification et l'approximation des fonctions. Afin de réaliser ces tâches, le réseau doit être entraîné à partir de deux ensembles d'éléments : le premier ensemble correspond aux éléments d'entrées possibles, le deuxième ensemble comporte les sorties correspondantes. Une fois entraîné, le réseau est capable d'estimer la sortie à partir de toute entrée, qu'elle soit vue auparavant ou non. Appliqué au contexte de la localisation, le réseau est entraîné à partir des données recueillies par les campagnes de mesures : les signatures de la base de données représentent les entrées du réseau et les positions correspondantes à ces signatures représentent ses sorties. Après entraînement (i.e., après approximation de la fonction entre les signatures et les positions), le réseau est utilisé pendant la phase de localisation afin d'estimer la position de l'objet à partir de sa signature. Ce choix est justifié par le fait que la méthode des signatures est plus adaptée aux environnements internes que la méthode de latération de base. Une évaluation de la méthode des signatures en termes d'erreur et de précision de localisation, critères d'évaluation des systèmes de localisation, sera présentée dans le chapitre 3. L'inconvénient majeur de la méthode des signatures est lié à la construction de la base de données ainsi que le temps mis pour cette construction et la mémoire requise pour l'enregistrement de la base de données. Il existe d'autres méthodes plus robustes à l'effet des trajets multiples telles que la méthode de retournement temporel qui ne requière pas la construction d'une base de données ; toutefois, notre hypothèse de simplification est que nous sommes en présence d'environnement en visibilité direct ceci dans le but de minimiser les calculs.

2.2.1 Les neurones biologiques et les neurones artificiels

Les découvertes sur les réseaux de neurones biologique sont à l'origine des travaux effectués dans le domaine de l'intelligence artificielle, les premiers pas sont faits par une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain au courant de l'année 1943 et sont effectués par Mac Culloch et Pitt. Ils présentent un modèle assez simple pour les neurones et explorent les possibilités de

ce modèle. L'idée principale des réseaux de neurones artificiels est fondée sur une unité simple, un neurone, qui est capable de réaliser quelques calculs élémentaires. On relie ensuite entre elles un nombre important de ces unités et on essaie de déterminer la puissance de calcul du réseau ainsi obtenu. Le modèle biologique illustré dans la Figure 2.1 décrit un modèle simple du neurone biologique qui a servi à la mise en place des premiers neurones formels.

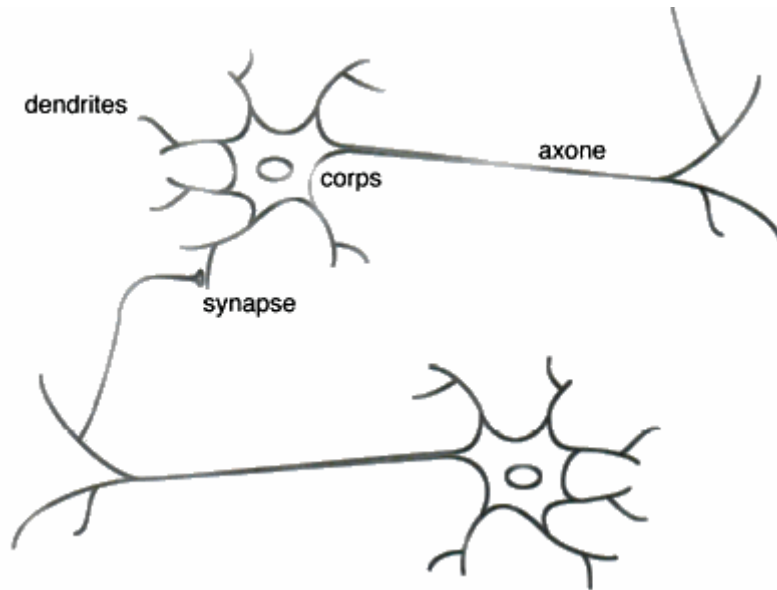


FIGURE 2.1 – Le réseau de neurones biologique

Dans le cerveau, les neurones sont reliés entre eux par l'intermédiaire d'axones et de dendrites. On a vite fait de constater que ces filaments sont conducteurs d'électricité et peuvent ainsi véhiculer des messages depuis un neurone vers un autre. Les dendrites représentent les entrées du neurone et son axone sa sortie. Un neurone émet un signal en fonction des signaux qui lui proviennent des autres neurones. On observe en fait au niveau d'un neurone, une intégration des signaux reçus au cours du temps c'est-à-dire une sorte de sommations des signaux. En général, quand la somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal électrique. La notion de synapse explique la transmission des signaux entre un axone et une dendrite. Au niveau de la jonction, quand un signal arrive au niveau de la synapse, un signal électrique est émis de l'autre cote et on a donc une transmission. En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité de ces voisins. On parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice. Un neurone formel (artificiel) est un processeur très simple, simulé sur ordinateur ou réalisé sur circuit intégré, imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique. Le plus simple concept d'un neurone est un automate binaire qui réalise une somme S pondérée de ses entrées et compare cette somme à un seuil B_0 .

- Si $S > B_0$ la sortie du neurone vaut $+1$, le neurone est dit actif.
- Si $S < B_0$ la sortie vaut -1 , le neurone est dit inactif.

Généralement le type de neurones le mieux adaptés aux tâches de traitement du signal ou de classification, est celui dont la sortie n'est pas binaire mais une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées

2.2.2 Neurone artificiel élémentaire

La Figure 2.2 montre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone reçoit un nombre variable d'entrées en provenance des neurones amonts. A chacune de ces entrées est associée un poids W_i abréviation de Weight (poids en Anglais) représentatif de l'entrée X_0 , dont la valeur est

fixée à 1. Chaque neurone élémentaire est doté d'une fonction de transfert (fonction d'activation) qui donne une sortie unique Y , et se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals.

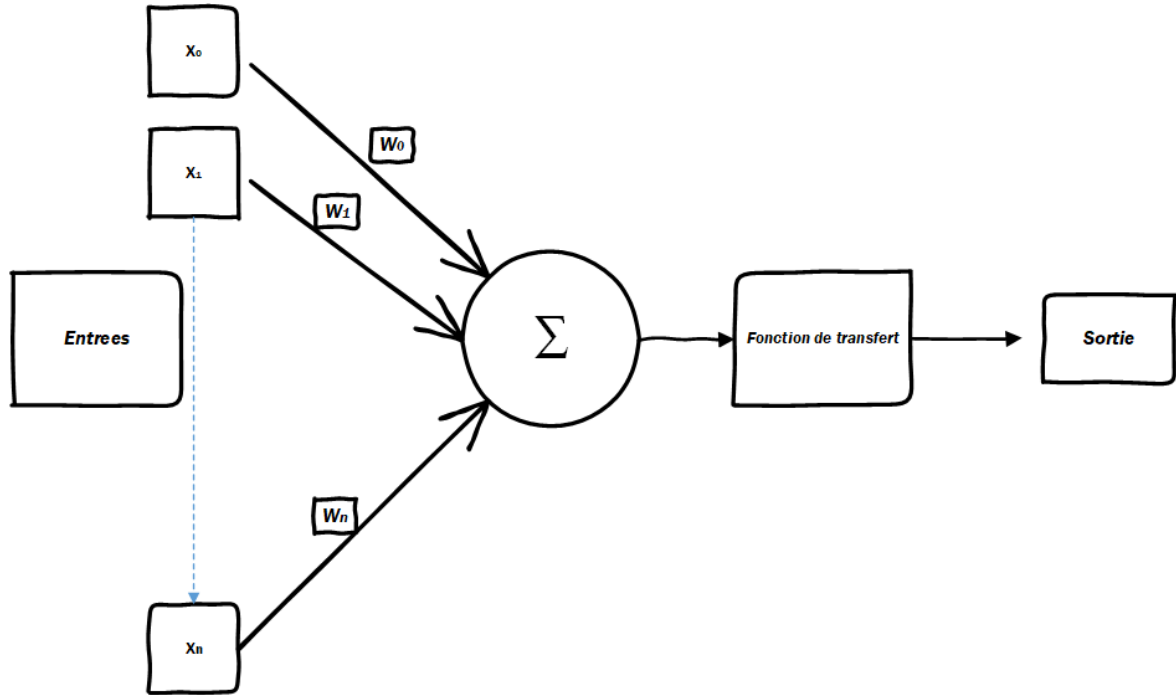


FIGURE 2.2 – Structure d'un neurone artificiel

On distingue deux phases, la première est le calcul de la somme des entrées X_i ; à partir de cette valeur, une fonction de transfert f calcule la valeur de l'état du neurone selon l'expression suivante :

$$Y = f(w_o + \sum_{i=1}^r W_i X_i) \quad (2.1)$$

Ou bien :

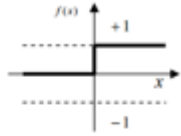
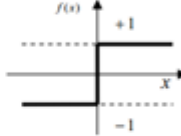
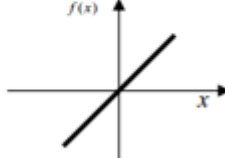
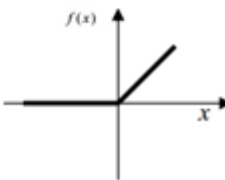
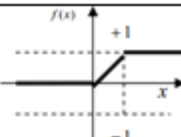
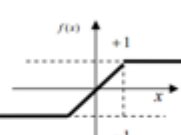
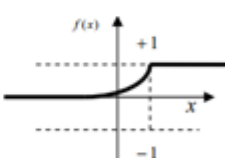
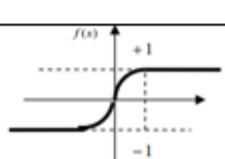
$$Y = f(\sum_{i=1}^r W_i X_i) \quad (2.2)$$

C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones avals. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert. Les plus courants sont présentés sur le Tableau 2.1, avec leurs équations mathématiques. On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues et offrent une infinité de valeurs comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ ou $[-1, +1]$.

2.2.3 Présentation des réseaux de neurones

Un neurone élémentaire est limité en ces applications, en effet, un neurone réalise une simple fonction non linéaire, paramétrée, de ses variables d'entrées. L'intérêt des neurones réside dans la propriété qui résultent de leur association dans une structure, par une certaine logique d'interconnexion, cette structure est appelée : le réseau de neurones ou bien par l'abréviation ANN (Artificial Neural Network en français RNA : Réseau de Neurones Artificielle). Le comportement collectif ainsi obtenu permet de réaliser des fonctions d'ordre supérieur par rapport à la fonction élémentaire réalisée par un neurone. Dans un tel réseau, les entrées d'un neurone sont soit les entrées du réseau globale, soit les sorties d'autres neurones. Les valeurs des poids du réseau sont

TABLE 2.1 – Les fonctions de transfert usuelles

CATEGORIES	TYPES	EQUATIONS	ALLURES
Seuil	Fonction binaire (Heaviside ou échelon unité)	$f(x) \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Signe	$f(x) \begin{cases} +1 & \text{si } x > 0 \\ -1 & \text{si } x \leq 0 \end{cases}$	
Linéaire	Identité	$f(x) = x$	
	Linéaire positif	$f(x) \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Sature positif	$f(x) \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 1 \\ x & \text{sinon} \end{cases}$	
	Saturé symétrique	$f(x) \begin{cases} -1 & \text{si } x < -1 \\ 1 & \text{si } x \geq 1 \\ x & \text{sinon} \end{cases}$	
Non-linéaires	Logistique (Sigmoïde)	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
	Tangente sigmoïde (tanh)	$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$	

en général, déterminées par une opération dite l'apprentissage. Suivant la logique d'interconnexion choisie, les réseaux de neurones se distinguent en deux grandes familles : les réseaux non bouclés (statique) et les réseaux bouclés (dynamique ou récurrents) illustrées respectivement par les Figures 2.3 et 2.4.



FIGURE 2.3 – Schéma d'un réseau de neurones non-bouclés (statique)

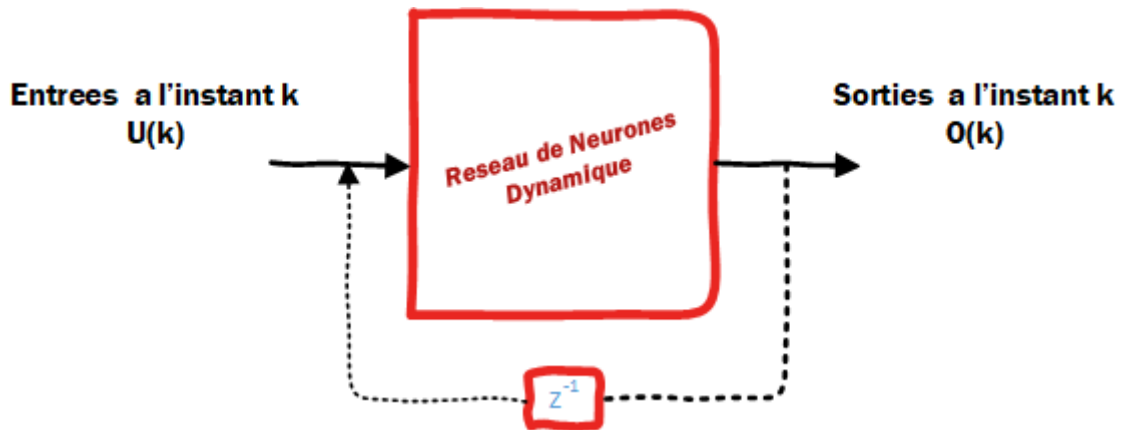


FIGURE 2.4 – Schéma d'un réseau de neurone bouclé (dynamique)

a. Les réseaux de neurones bouclés

L'architecture la plus général pour un réseau de neurones est bien les réseaux bouclés, dont le graphe des connexions est cyclique, lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même, alors la notion du temps est explicitement prise en considération. A chaque connexion d'un neurone bouclé et attaché un retard, multiple entier de l'unité de temps choisi (Figure 2.5).

b. Les réseaux de neurones non-bouclés

Un réseau de neurones non bouclé réalise une ou plusieurs fonctions algébriques de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Ce réseau est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux (Figure 2.6), dans un tel réseau, le flux de l'information circule des entrées vers les sorties sans « retour en arrière », si on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ. Les neurones qui effectuent le dernier calcul de la composition de la fonction sont les neurones de sortie, ceux qui effectuent des calculs intermédiaires sont les neurones cachés. Le réseau PMC illustré à la Figure 2.7 est une application particulière des réseaux non-bouclés à la seule nuance que tous les nœuds de la couches n sont tous liés directement au nœuds de la couche $n-1$.

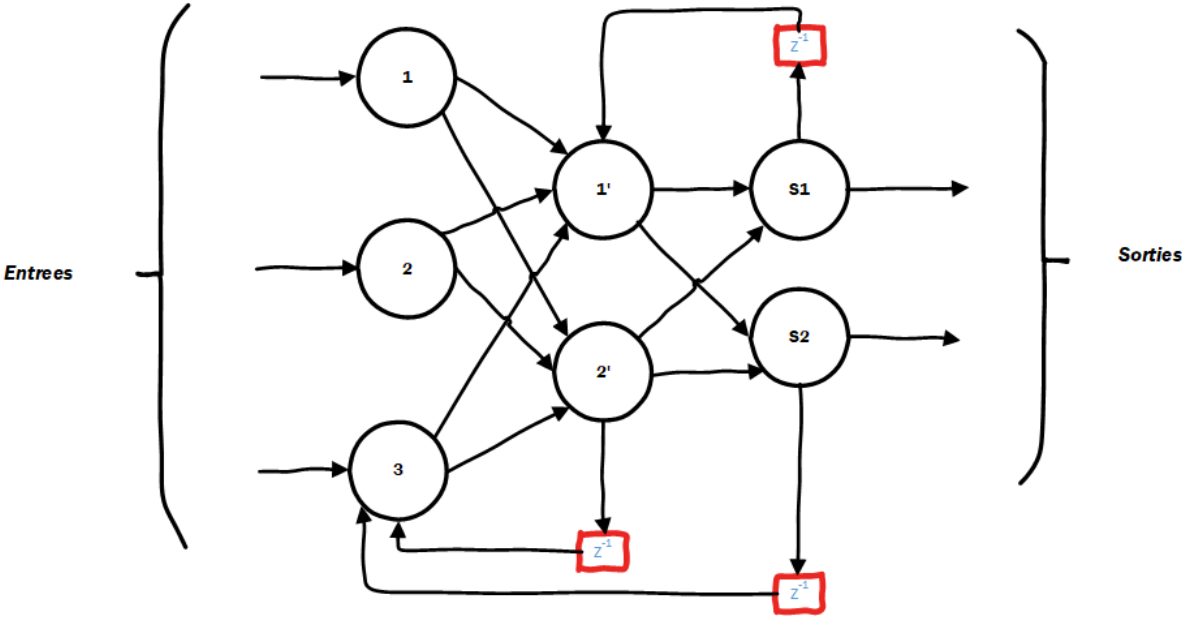


FIGURE 2.5 – Exemple illustratif d’interconnexions d’un réseau dynamique

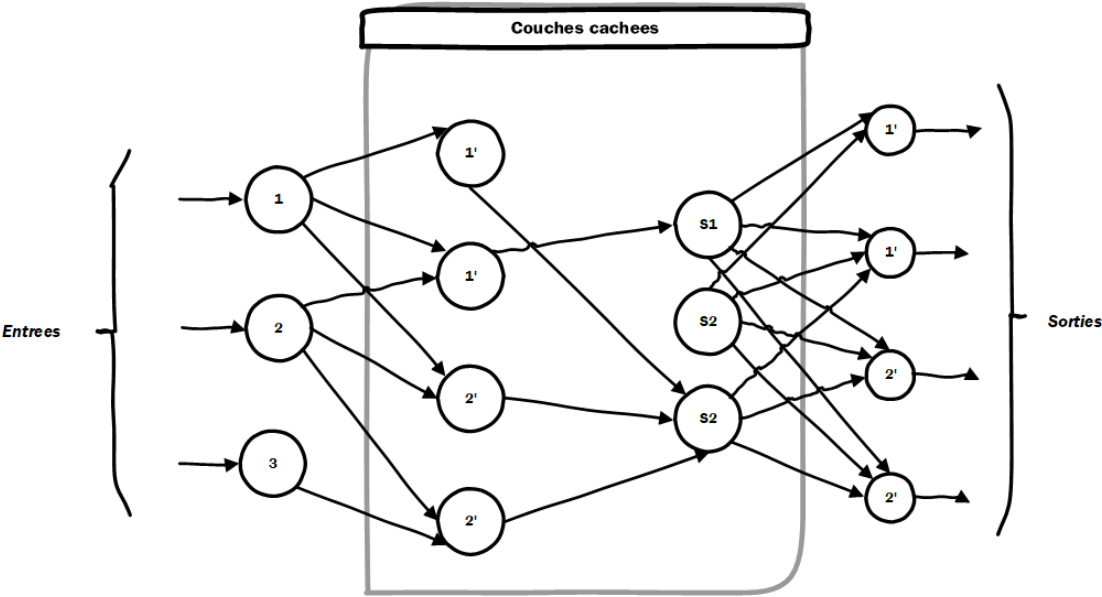


FIGURE 2.6 – Exemple illustratif d’un réseau statique

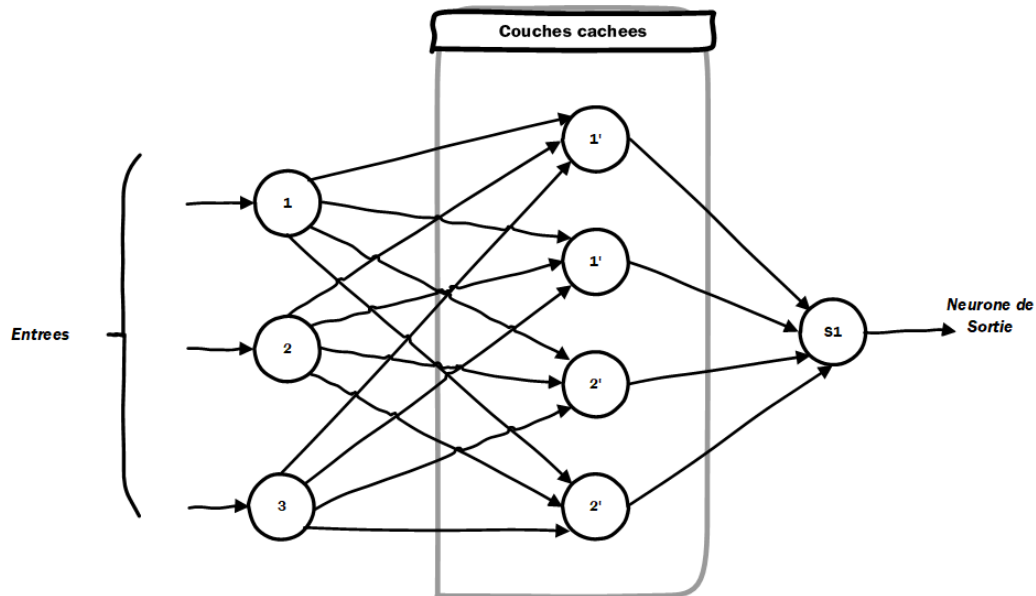


FIGURE 2.7 – Exemple illustratif d'un réseau multicouche de type PMC

2.2.4 L'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est le but principal du développement de modèles à base des réseaux de neurones. Il est réalisé par la modification des poids de connexion du réseau, généralement par des algorithmes spécifiques, afin d'obtenir des valeurs optimales appropriées à ces poids. À la fin de cette opération on converge vers un fonctionnement de réseau, le plus possible adapté au problème qu'on désire résoudre, tout en fournissant des exemples d'apprentissage. Ces derniers doivent être suffisamment représentatifs, autrement dit : il faudra qu'ils couvrent aussi complètement que possible le domaine de fonctionnement désiré pour le réseau. Un échantillon d'apprentissage pour un réseau est constitué de N exemples, chacun est composé d'un vecteur des entrées et d'un vecteur des sorties désirées correspondantes à l'entrée. Suivant la règle utilisée pour l'apprentissage, on distingue deux principaux types d'apprentissages : non supervisé et supervisé.

a. L'apprentissage non supervisé

Le réseau doit détecter des points communs aux exemples présentés, par la modification des poids, afin de fournir la même sortie pour des entrées aux caractéristiques proches. L'apprentissage non supervisé est bien adapté à la modélisation des données complexes (images, sons), généralement des données symboliques, ou l'on possède des règles moins précises qui gouvernent le comportement de système à modéliser par les réseaux de neurones.

b. L'apprentissage supervisé

Comme nous l'avons vu précédemment, un réseau de neurones non bouclé réalise une fonction algébrique entre ses entrées et ses sorties. Donc on peut effectuer grâce à un tel réseau la tâche qui consiste à réaliser une fonction algébrique non linéaire, pour cela, on fournit à ce réseau un couple (entrée, sortie) et on modifie les poids en fonction de l'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue, (Figure 2.8). On peut diviser la fonction algébrique réalisée par ce réseau en deux parties : fonction connue analytiquement, où le réseau réalise la tâche d'approximation et une fonction inconnue analytiquement, mais pour laquelle on dispose de valeurs, en nombre fini, si ces valeurs résultent de mesures effectuées sur un processus physique, chimique, etc. Le réseau dans ce cas réalise une modification statique ou une régression. Nous nous limitons, dans ce chapitre, à l'apprentissage supervisé et plus particulièrement à la modélisation statique. L'algorithme d'apprentissage

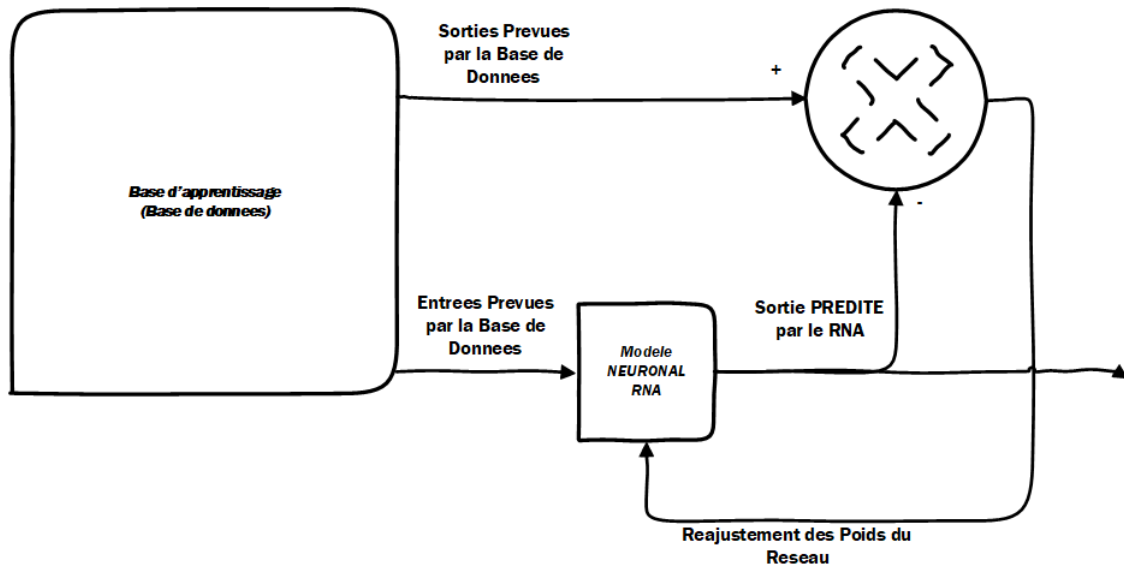


FIGURE 2.8 – Processus d'apprentissage supervisé

apprentissage utilisé dans notre travail : est la rétro propagation des erreurs car ce dernier est le mieux adapté à la modélisation statique pour le perceptron multicouche MLP.

2.2.5 Le perceptron multicouche

Parmi les types des réseaux de neurones les plus utilisés on trouve le MLP avec son algorithme d'apprentissage, la rétro propagation des erreurs. Le perceptron multicouche est un réseau orienté de neurones artificiels en couches, où l'information voyage dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie. La Figure 2.6 donne un exemple d'un réseau contenant une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie. La couche d'entrée présente toujours une couche virtuelle associée aux entrées du système. Dans l'exemple illustré dans la Figure 2.6, il y a 3 neurones d'entrée, 4 neurones sur la première couche cachée, 3 neurones sur la deuxième couche cachée et 4 neurones sur la couche de sortie.

Mise en œuvre du réseau de neurones MLP

La mise en œuvre des réseaux de neurones comporte à la fois une partie conception, dont l'objectif est de permettre de choisir la meilleure architecture possible, et une partie de calcul numérique, pour réaliser l'apprentissage d'un réseau de neurones. Dans le cas général, un MLP peut posséder un nombre de couches quelconque et un nombre de neurones par couche également quelconque, mais en vue de perfectionner le fonctionnement du MLP d'un côté et minimisé au maximum le temps de calcul d'autre part, on doit chercher une architecture optimale au point de vue nombre de couche et nombre de neurones par couche. A partir d'une architecture de réseau de neurones données et des exemples disponibles (la base d'apprentissage), on détermine les poids optimaux, par l'algorithme de la rétro propagation des erreurs, pour que la sortie du modèle s'approche le plus possible du fonctionnement désiré.

L'apprentissage des réseaux MLP

L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement. Soit une base d'apprentissage constituée de N exemples, chacun étant constitué d'un vecteur $x(n)$ appliqué aux entrées du réseau, et du vecteur $d(n)$ des valeurs désirées correspondantes pour les sorties, le vecteur $y(n)$ correspond à la sortie du réseau pour l'entrée $x(n)$. On suppose aussi que le réseau de neurones possède un nombre r de neurones de sortie. L'apprentissage d'un réseau de neurones est défini

comme un problème d'optimisation qui consiste à trouver les coefficients du réseau minimisant une fonction d'erreur globale (fonction coût). La définition de cette fonction de coût est primordiale, car celle-ci sert à mesurer l'erreur entre les sorties désirées du modèle et les sorties du réseau observées. La fonction dite fonction d'erreur quadratique, dont la définition est pour chaque exemple n ($n \in N$) :

$$e_j = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^r [d_j(n) - y_j(n)]^2 \quad (2.3)$$

Pour tout l'ensemble d'apprentissage N on peut définir la fonction de coût (appelée aussi l'erreur quadratique moyenne EQM en anglais MSE) :

$$E(n) = \frac{1}{N} \sum_n \left\{ \frac{1}{2} \sum_{j=1}^r [d_j(n) - y_j(n)]^2 \right\} = \frac{1}{N} \sum_n e(n) \quad (2.4)$$

Le principe de l'algorithme d'apprentissage (la rétro propagation) est de calculer la contribution des poids du réseau à cette erreur.

L'algorithme de la rétro propagation

L'apprentissage du MLP est attaché à l'algorithme de la rétro propagation des erreurs, cet algorithme consiste simplement en une descente de gradient, qui est une méthode d'optimisation universelle. On cherche à minimiser une fonction de coût (qui représente l'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue), en suivant les lignes de plus grande pente. La mise en œuvre de cet algorithme nécessite un enchaînement des opérations mathématiques données comme suit : Soit le couple $(x(n), d(n))$ désignant la n ième donnée d'apprentissage du réseau tel que :

$$x(n) = (x_1(n), \dots, x_p(n)) \text{ entrees } 1, 2, \dots, p \quad (2.5)$$

$$d(n) = (d_1(n), \dots, d_r(n)) \text{ sorties } 1, 2, \dots, r \quad (2.6)$$

L'algorithme de la rétro propagation consiste alors à mesurer l'erreur entre les sorties désirées d_n , et les sorties observées (prédites par le réseau de neurones) y_n .

Mise en œuvre de l'algorithme

Nous allons maintenant utiliser ce qui précède pour résumer la mise en œuvre de l'algorithme de rétro propagation :

1. Initialisation de tous les poids à de petites valeurs aléatoires dans l'intervalle $[-0.5, 0.5]$.
2. Pour chaque donnée d'entraînement n :
 - Calculer des sorties observées en propageant les entrées vers l'avant
 - Ajuster les poids en rétro propageant l'erreur observée :

$$w_{ij}(n) = w_{ij}(n-1) + \Delta w_{ij}(n) = w_{ij}(n-1) + \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_j(n) \quad (2.7)$$

Où le gradient local est défini par :

$$\begin{cases} \delta_j(n) = e_j(n) \cdot y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \\ \delta_j(n) = y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \cdot \sum_{k=C} [\delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)] \end{cases} \quad (2.8)$$

Avec η le taux apprentissage $\in [0, 1]$;

- Le choix η est empirique
- Si η est très petit, nombre d'itérations peut être élevé

- Si η trop grand les valeurs de la suite risquent osciller autour du minimum sans converger
- 3. Répéter les étapes a et b jusqu'à un nombre maximum d'itération ou jusqu'à ce que la valeur de l'erreur quadratique moyenne (EQM) soit inférieure à un certain seuil. En effet, attendre que EQM soit inférieure à un seuil n'est pas sûr, alors pour éviter le problème de la boucle ouverte (divergence), on fixe un nombre d'itérations maximum, généralement de l'ordre des centaines, dans ce cas, l'algorithme cherche à minimiser EQM en N i itérations successive tel que : N i est inférieur au nombre d'itérations maximum. Nous verrons dans les paragraphes suivants, la mise en œuvre détailler de l'algorithme ainsi les résultats pratiques obtenus.

2.2.6 Application de réseaux de neurones à la localisation

Comme vu depuis le début de ce chapitre, il est possible de construire un modèle de neurones complexe (perceptrons multicouches) à partir d'un modèle simple de neurones biologiques. Donc, nous allons appliquer ce modèle neuronal au domaine de la localisation des cibles dans le but de remplacer les méthodes analytiques habituelles par une autre plus performante au niveau de vitesse de convergence. L'étape la plus importante consiste en une modélisation compacte de la fonction obtenue par notre méthode de synthèse. Une modélisation efficace se fait par un choix judicieux des valeurs des pondérations de la base d'apprentissage, par un ajustement des dimensions de réseau et par la régulation précise des coefficients de réseau choisi.

Procédure de développement d'un réseau de neurones

Les procédures de développement des réseaux de neurones après l'examen des propriétés, peuvent être divisé en plusieurs étapes :

1. Collecte et analyse des données : L'objectif de cette étape est de recueillir des données, à la fois pour développer le réseau de neurones et pour le tester. Dans le cas d'applications sur des données réelles, l'objectif est de rassembler un nombre de données suffisant pour constituer une base représentative des données susceptibles d'intervenir en phase d'utilisation du système neuronal. La fonction réalisée résultant d'un calcul statistique, le modèle qu'il constitue n'a de validité que dans le domaine où on l'a ajusté. En d'autres termes, la présentation de données très différentes de celles qui ont été utilisées lors de l'apprentissage peut entraîner une sortie totalement imprévisible. Ainsi, il est souvent préférable d'effectuer une analyse des données de manière à déterminer les caractéristiques discriminantes pour détecter ou différencier ces données. Ces caractéristiques constituent l'entrée du réseau de neurones. Cette détermination des caractéristiques a des conséquences à la fois sur la taille du réseau (et donc le temps de simulation), sur les performances du système (pouvoir de séparation, taux de détection), et sur le temps de développement (temps d'apprentissage). Une étude statistique sur les données peut permettre d'écarter celles qui sont aberrantes et redondantes. Dans le cas d'un problème de classification, il appartient à l'expérimentateur de déterminer le nombre de classes auxquelles ses données appartiennent et de déterminer pour chaque donnée la classe à laquelle elle appartient.
2. Choix d'un réseau de neurones : Il existe un grand nombre de types de réseaux de neurones, et chaque type possède des avantages et des inconvénients. Le choix d'un réseau peut dépendre :
 - De la tâche à effectuer (classification, association, contrôle de processus, séparation aveugle de sources...),
 - De la nature des données (dans notre cas, des données présentant des variations au cours du temps),

- D'éventuelles contraintes d'utilisation temps- réel (certains types de réseaux de neurones, tels que la 'machine de Boltzmann' nécessitant des tirages aléatoires et un nombre de cycles de calculs indéfini avant stabilisation du résultat en sortie, présentent plus de contraintes que d'autres réseaux pour une utilisation temps- réel)

Ce choix est aussi en fonction de la maîtrise ou de la connaissance de certains réseaux, ou encore du temps dont on dispose pour tester une architecture prétendue plus performante. Pour notre problème, on était intéressé par l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels multicouche (perceptron), au vu de sa simplicité et de son usage dans les problèmes dit non- linéaires. Malgré l'absence de relations qui nous aident à créer un réseau optimal, nous avons pu choisir les paramètres (nombre des couches cachées, nombre de neurones dans chaque couche, ...) convenables pour que notre réseau ait une performance acceptable. Il est en effet intéressant de connaître à priori les familles de fonctions auxquelles vont appartenir les surfaces de décision. Plusieurs résultats montrent par exemple qu'un réseau de neurones artificiels multicouche peut approximer avec une précision arbitraire n'importe quelle transformation continue d'un espace à dimension finie vers un autre espace à dimension finie, s'il possède suffisamment de neurones formels cachés. En ce sens, on dit qu'il est un approximateur universel. Certains résultats montrent même qu'à l'exception de cas extrêmes, une seule couche cachée est suffisante. Nous ne pouvons pas concevoir théoriquement l'architecture d'un réseau de neurones : il faut se baser sur la méthode empirique classique. Pour cette raison, notre modèle n'est pas du tout unique, et nous avons essayé plusieurs modèles (augmentation des neurones, des couches...) dont la majorité donne des résultats acceptables. A noter que plus l'architecture du réseau augmente, c'est à dire plus le nombre de couches et de neurones augmente, plus le réseau contiendra de connexions, ce qui implique un apprentissage et un traitement de plus en plus lent. Plusieurs réseaux ont montré leur efficacité : nous avons pu créer un réseau de neurones avec plusieurs couches cachées.

3. Phase d'apprentissage et mise en forme des données pour un réseau de neurones : L'apprentissage de réseau se fera par un modèle d'apprentissage parallèle. Afin de pouvoir générer l'apprentissage du réseau, il est nécessaire de créer une base d'apprentissage. Comme l'apprentissage est supervisé, cette base doit contenir à la fois l'entrée du réseau et la sortie souhaitée. Lorsque la phase d'apprentissage est terminée, on procède de la manière suivante :

- Test du réseau.
- Si le test fournit de bons résultats, alors le réseau sera prêt à calculer la sortie correspondant à une entrée donnée. Si non, il faut régler les paramètres du système, pour augmenter les performances du réseau, et répéter la phase précédente.

De manière générale, les bases de données doivent subir une phase de prétraitement (Preprocessing) et une phase de post-traitement (Postprocessing) (Figure 2.9) afin, d'être adaptées aux entrées et aux sorties du réseau de neurones et de rendre la formation de réseau neurologique plus efficace. Le prétraitement et le post-traitement configurent les interfaces de réseau pour exécuter les fonctions particulières.

2.3 Particle swarm optimization (PSO)

D'après Louis Gacogne, les méthodes de résolution de problèmes peuvent être subdivisées en quatre grandes classes. Tous les problèmes rencontrés ne sont pas forcément en rapport avec l'optimisation mais s'y rapportent pour la plupart, en ce sens qu'il est généralement possible de trouver une fonction à minimiser ou à maximiser. Fréquemment, la difficulté première liée à ce genre de problème est la formalisation (définition de la fonction, puis définition d'un codage de solutions). Il est admis que les quatre procédures sont : les méthodes combinatoires, les méthodes constructives,

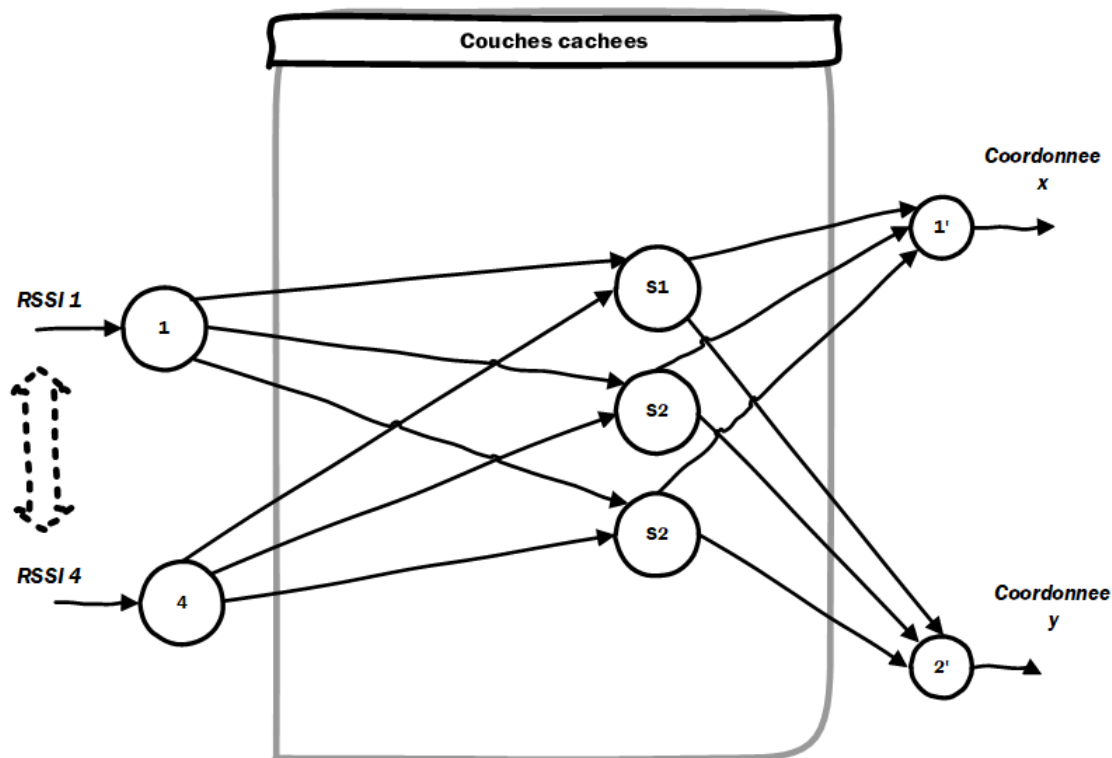


FIGURE 2.9 – Modèle neuronal complet

les méthodes locales, enfin les méthodes évolutionnaires dont fait partie le PSO. Avant tout, il est nécessaire de rappeler que les méthodes évolutionnaires sont des méthodes stochastiques et globales faisant intervenir une population de points en s'inspirant de l'évolution des espèces vivantes. Parmi ces méthodes, nous pouvons distinguer celles utilisant des opérateurs explicites (mutation, croisement, etc.) telles que (la programmation évolutionnaire, les algorithmes génétiques, etc.), et celles ayant implicitement des règles de transitions telles que "the Space Partition Algorithm" (SPA), "l'algorithme macro évolutionnaire" (MGA), "l'optimisation par essaim de particules" (PSO), etc.

L'optimisation par essaim de particules est une technique évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Le degré d'optimalité est mesuré par une fonction fitness (Clerc et al. 2001, Kennedy et al. 1995 et 2001). Il est inspiré de comportement collectif et l'intelligence émergente qui existent dans les sociétés à population organisée. Les membres de la population, particules, sont dispersées dans l'espace du problème (Kennedy et al. 1995 et 2001), ainsi que le comportement de l'essaim peut être décrit en se plaçant du point de vue d'une particule (Kennedy et al. 2001, Omran 2004, Van den Bergh 2002, Venter et al. 2002). Ces simulations ont mis en valeur la capacité des individus d'un groupe en mouvement à conserver une distance optimale entre eux et à suivre un mouvement global par rapport aux mouvements locaux de leur voisinage. D'autre part, ces simulations ont également révélé l'importance du mimétisme dans la compétition qui oppose les individus à la recherche de la nourriture. En effet, les individus sont à la recherche de sources de nourriture qui sont dispersés de façon aléatoire dans un espace de recherche, et dès lors qu'un individu localise une source de nourriture, les autres individus vont alors chercher à le reproduire. Ce comportement social basé sur l'analyse de l'environnement et du voisinage constitue alors une méthode de recherche d'optimum par l'observation des tendances des individus voisins. Chaque individu cherche à optimiser ses chances en suivant une tendance qu'il modère par ses propres vécus.

2.3.1 Principes

L'optimisation par essaim de particules repose sur un ensemble d'individus originellement disposés de façon aléatoire et homogène, que nous appelons dès lors des particules, qui se déplacent dans l'hyper-espace de recherche et constituent, chacune, une solution potentielle. Chaque particule dispose d'une mémoire concernant sa meilleure solution visitée ainsi que la capacité de communiquer avec les particules constituant son entourage. À partir de ces informations, la particule va suivre une tendance faite, d'une part, de sa volonté à retourner vers sa solution optimale, et d'autre part, de son mimétisme par rapport aux solutions trouvées dans son voisinage. À partir d'optimums locaux et empiriques, l'ensemble des particules va, normalement, converger vers la solution optimale globale du problème traité.

2.3.2 Formalisation

Un essaim de particule est défini par :

- a Nombre de particules de l'essaim, notée nb
- b Vitesse maximale d'une particule
- c Topologie et taille du voisinage
- d Inertie d'une particule w
- e Les coefficients de confiance qui pondèrent le comportement conservateur (ie. la tendance à retourner vers la meilleure solution visitée) et le panurgisme (ie. la tendance à suivre le voisinage)

Chaque particule est caractérisée par :

- $\vec{x}_i(t)$: sa position dans l'espace de recherche
- $\vec{v}_i(t)$: sa vitesse
- \vec{x}_{pbest_i} : la position de la meilleure solution par laquelle elle est passée
- \vec{x}_{vbest_i} : la position de la meilleure solution connue de son voisinage
- $pbest_i$: la valeur de fitness de la meilleure solution
- $vbest_i$: la valeur de fitness de la meilleure solution connue du voisinage

La fonction objective qui correspond à notre question de recherche portant sur la localisation est modélisée par la fonction (2.9) :

$$fitness(w_i^q) = \alpha \sum_{t=1}^m (d_t - |w_i^q - A^t|) \quad (2.9)$$

Où :

- α correspond à la matrice de probabilité de proximité avec chaque antenne
Soit $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$

$$\alpha_{i \in [1, n]} = \begin{cases} 0,9 & \text{pour la puissance la plus grande} \\ 0,1 & \text{pour les autres} \end{cases} \quad (2.10)$$

n étant le nombre d'émetteurs Wi-Fi

- m nombres de points d'accès utilisés
- d_t correspond aux distances $AP_{t \in \{1 \dots m\}} \Rightarrow Mobile$ déduit à partir du modèle de Friss
- w_i^q correspond aux coordonnées (x,y) de la cible recherchées
- A^t correspond aux coordonnées des différents points d'accès $AP_{t \in \{1 \dots m\}}$

2.3.3 Configuration de l'algorithme

a. Nombre de particules

La quantité de particules allouées à la résolution du problème dépend essentiellement de deux paramètres : la taille de l'espace de recherche et le rapport entre les capacités de calcul de la machine et le temps maximum de recherche. Il n'y a pas de règle pour déterminer ce paramètre, faire de nombreux essais permet de se doter de l'expérience nécessaire à l'appréhension de ce paramètre. Après multiple essai, nous choisirons 60 particules, jugés suffisant pour la performance de calcul en terme de rapidité de convergence, pour l'essai.

b. Topologie du voisinage

La topologie du voisinage défini avec qui chacune des particules va pouvoir communiquer. Il existe de nombreuses combinaisons dont les suivantes sont les plus utilisées :

- a topologie en étoile : chaque particule est reliée à toutes les autres, ie. l'optimum du voisinage est l'optimum global ;
- b topologie en anneau : chaque particule est reliée à n particules (en général, $n = 3$), c'est la topologie la plus utilisée ;
- c topologie en rayon : les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale ;

Le voisinage géographique auquel nous sommes amenés à penser en premier lieu n'est pas nécessairement pertinent car, d'une part, il s'agirait d'un voisinage trop local, et d'autre part car la socialisation des particules tend à rendre tout voisinage social en voisinage géographique. Enfin, c'est un voisinage très lourd en terme de calculs car nécessitant de recalculer le voisinage de chaque particule à chaque itération.

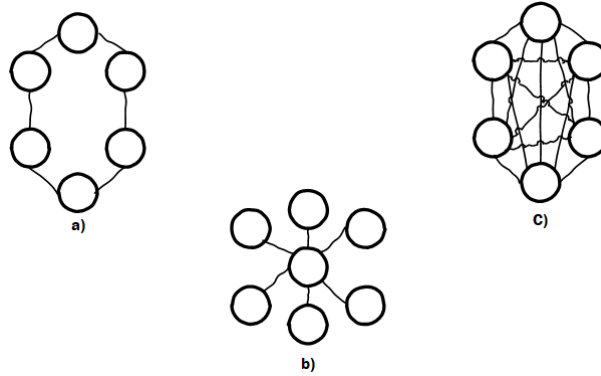


FIGURE 2.10 – (a) anneau (avec $n=2$), (b) rayon, (c) étoile

c. Coefficients de confiance

Les variables de confiance pondèrent les tendances de la particule à vouloir suivre son instinct de conservation ou son panurgisme. Les variables aléatoires ρ_1 et ρ_2 peuvent être définies de la façon suivante :

$$\begin{cases} \rho_1 = r_1 \cdot c_1 \\ \rho_2 = r_2 \cdot c_2 \end{cases} \quad (2.11)$$

où r_1 et r_2 suivent une loi uniforme sur $[0..1]$ et c_1 et c_2 sont des constantes positives déterminées de façon empirique et suivant la relation $c_1 + c_2 \leq 4$.

d. Vitesse maximale et coefficient de constriction

Afin d'éviter que les particules ne se déplacent trop rapidement dans l'espace de recherche, passant éventuellement à côté de l'optimum, il peut être nécessaire de fixer une vitesse maximale (notée V_{\max}) pour améliorer la convergence de l'algorithme. Cependant, on peut s'en passer si on utilise un coefficient de constriction κ introduit par Maurice CLERC et qui permet de resserrer l'hyper-espace de recherche. L'équation de la vitesse devient alors :

$$k = 1 - \frac{1}{\rho} + \frac{\sqrt{|\rho^2 - 4\rho|}}{2} \quad (2.12)$$

$$\text{avec } \rho = \rho_1 + \rho_2 > 4$$

$$\vec{v}_i(t) = k \cdot (\vec{v}_i(t-1) + \rho_1 \cdot (\vec{x}_{pbest_i} - \vec{x}_i(t)) + \rho_2 \cdot (\vec{x}_{vbest_i} - \vec{x}_i(t))) \quad (2.13)$$

Les études de SHI et EBERHART indiquent que l'utilisation d'un coefficient de constriction donne généralement un meilleur taux de convergence sans avoir à fixer de vitesse maximale. Cependant, dans certains cas, le coefficient de constriction seul ne permet pas la convergence vers la solution optimale pour un nombre d'itérations donné. Pour résoudre ce problème, il peut être intéressant de fixer $V_{\max} = X_{\max}$ en plus du coefficient de constriction, ce qui, selon les études de SHI et EBERHART, permet d'améliorer les performances globales de l'algorithme.

e. Facteur d'inertie

Le facteur d'inertie w introduit par SHI et EBERHART permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule en vue d'améliorer la convergence de la méthode. Une grande valeur de w (> 1) est synonyme d'une grande amplitude de mouvement et donc, in fine, d'exploration globale. A contrario, une faible valeur de w (< 1) est synonyme de faible amplitude de mouvement et donc, d'exploration locale. Fixer ce facteur, revient donc à trouver un compromis entre l'exploration locale et l'exploration globale. Le calcul de la vitesse est alors défini par :

$$\vec{v}_i(t) = w \cdot (\vec{v}_i(t-1) + \rho_1 \cdot (\vec{x}_{pbest_i} - \vec{x}_i(t)) + \rho_2 \cdot (\vec{x}_{vbest_i} - \vec{x}_i(t))) \quad (2.14)$$

TABLE 2.2 – Algorithme de PSO

Algorithme PSO

initialisation

répéter

pour $i = 1$ jusqu'à nb faire

si $F(\vec{x}_i) > pbest_i$ alors

$pbest_i = F(\vec{x}_i)$

$\vec{x}_{pbest_i} = \vec{x}_i$

fin si

si $F(\vec{x}_i) > vbest_i$ alors

$vbest_i = F(\vec{x}_i)$

$\vec{x}_{vbest_i} = \vec{x}_i$

fin si

fin pour

pour $i = 1$ jusqu'à nb faire

fin pour

jusqu'à (un des critères de convergence est atteint)

La taille du facteur d'inertie influence directement la taille de l'hyper-espace exploré et aucune valeur de w ne peut garantir la convergence vers la solution optimale. Les études menées par SHI et

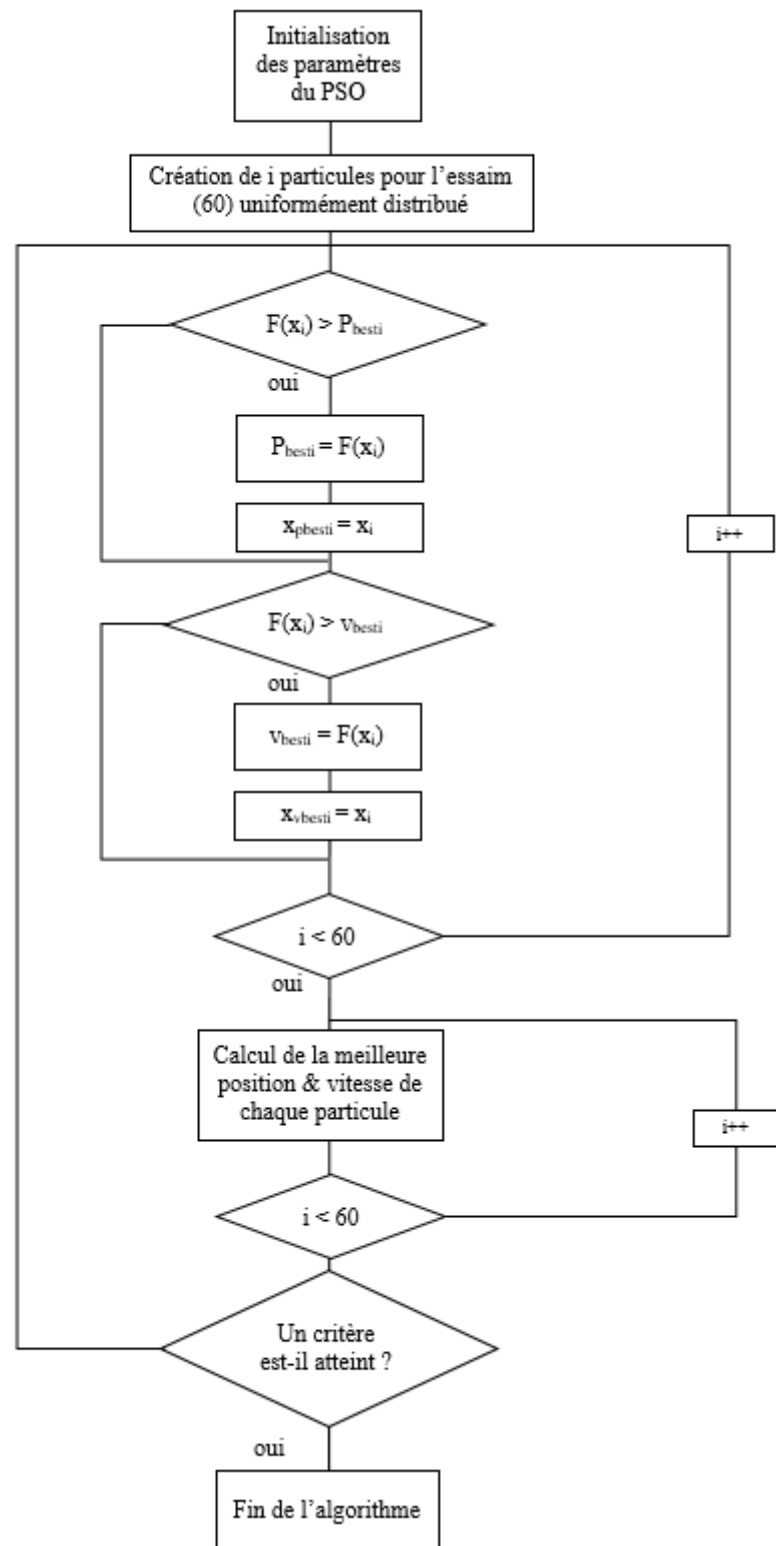


FIGURE 2.11 – Organigramme de l'évolution de l'algorithme PSO

EBERHART indiquent une meilleure convergence pour $w \in [0.8, 1.2]$. Au-delà de 1.2, l'algorithme tend à avoir certaines difficultés à converger. Enfin, il est également possible de faire diminuer le facteur d'inertie au cours du temps, un peu à la manière de la température dans un algorithme de recuit simulé (Simulated Annealing). De bons résultats ont été trouvés pour une valeur décroissant linéairement de 0.9 à 0.4.

f. Initialisation de l'essaim

La position des particules ainsi que leur vitesse initiale doivent être initialisés aléatoirement selon une loi uniforme sur $[0..1]$. Cependant, en ce qui concerne la position des particules, il est préférable d'utiliser un générateur de séquence de SOBOL qui est plus pertinent dans la disposition homogène des particules dans un espace de dimension n .

g. Critères d'arrêt

Comme indiqué précédemment, la convergence vers la solution optimale globale n'est pas garantie dans tous les cas de figure même si les expériences dénotent la grande performance de la méthode. De ce fait, il est fortement conseillé de doter l'algorithme d'une porte de sortie en définissant un nombre maximum d'itération (que nous noterons `nbItermax`). L'algorithme doit alors s'exécuter tant que l'un des critères de convergence suivant n'a pas été atteint :

- `nbItermax` a été atteint ;
- la variation de la vitesse est proche de 0 ;
- le fitness de la solution est suffisant.

Essaim	SelfAjustement	SocialAjustement	IterationMax	Facteur d'inertie
60 Ptcles	2	2	1000	[0.4 0.9]

TABLE 2.3 – Récapitulatif des paramètres de configuration du PSO

Chapitre 3

Résultats et interprétation

Dans cette partie, nous présenterons les résultats obtenus après modélisation du problème de localisation par un modèle intelligent basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) comparé à ceux obtenus par l'algorithme de PSO. La simulation des différents modèles est effectuée sur le logiciel Matlab 2018, fonctionnant sur un ordinateur de marque HP Pavilion muni d'un processeur Intel Core i5 dotée d'une mémoire de 8 Giga octets.

Les paramètres pris en compte dans notre base d'apprentissage sont les amplitudes des RSS et les coordonnées des points de mesure associés. L'efficacité des modèles obtenus est évaluée par sa capacité à prédire les coordonnées d'une cible à localiser connaissant les niveaux de puissance captés par celle-ci d'une part, mais aussi par sa la vitesse de convergence, ainsi que la précision des estimations.

3.1 Zone d'étude

La zone de test correspond à un espace de $100m^2$ ($10m \times 10m$) (Figures 3.1 et 3.2) sans obstacle afin de réduire la complexité du problème ; toutefois, il reste assez efficace pour bâtir et évaluer notre approche. Le modèle de propagation utilisé sera donc le modèle de free-space pathloss (pertes en espace libre) exprimé par la formule de Friss. Les mesures pour un point donné a permis de configurer le modèle de pertes (3.1) :

$$\begin{cases} \text{Puissance recue(dBm)} = (27.55 - (20 * \log_{10}(2400)) + \text{abs}(RSS)) / 20 \\ \text{distance(m)} = \text{power}(10, \text{Puissance recue}) \end{cases} \quad (3.1)$$

Les points d'accès à partir desquels le mobile sera identifié sont disposés aux extrémités de la zone d'étude comme illustré a la Figure 3.2. Le Tableau 3.1 donne le récapitulatif des positions des points d'accès.

TABLE 3.1 – Position des émetteurs Wi-Fi

APN^o	Coordonnées en x	Coordonnées en y
1	0	0
2	0	10
3	10	0
4	10	10

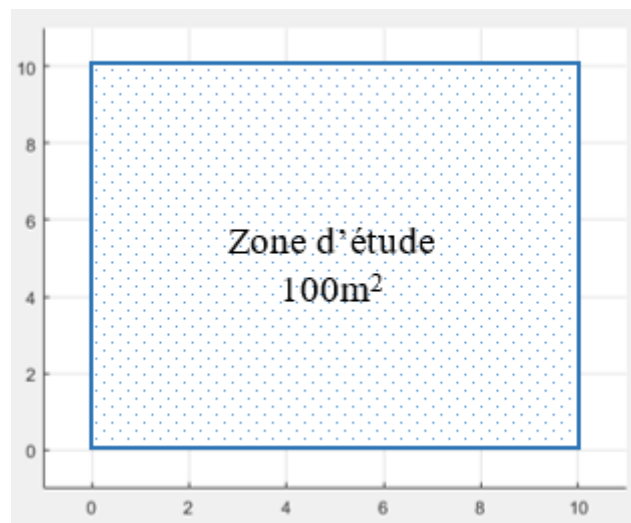


FIGURE 3.1 – Zone d'étude

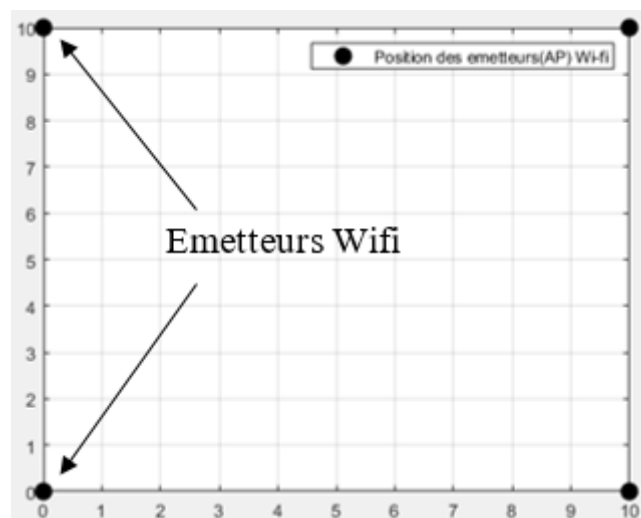


FIGURE 3.2 – Disposition des Points d'accès

3.2 Fingerprinting

Cinquante points de mesures choisis aléatoirement (Figure 3.3) dans l'espace de travail conduisent à l'élaboration de la base de données de Fingerprinting présentés dans le Tableau 3.2.

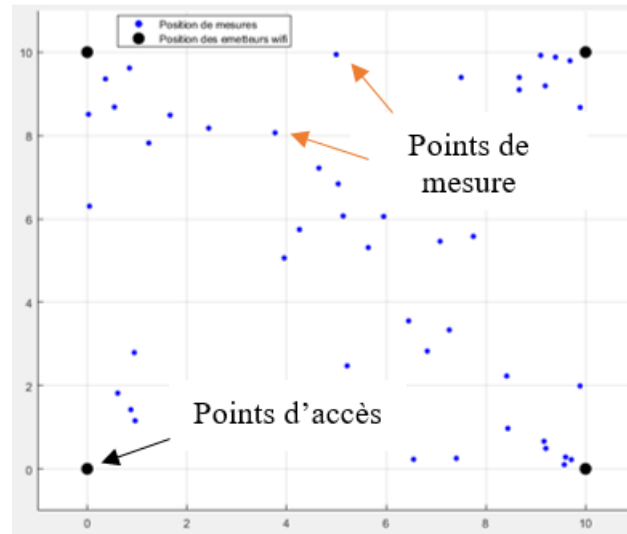


FIGURE 3.3 – Point de mesures (50 Points)

3.2.1 Localisation par RNA

Le PMC élaboré permet de réaliser un système prédictif (adaptatif) efficace comme présenté au chapitre 2 puisqu'il est en mesure de modéliser la plupart des fonctions non linéaires. La structure obtenue est celle d'un réseau à une couche cachée (Figure 3.4). Le réseau possède quatre entrées ainsi que deux sorties, dont une coordonnée en x et une en y. L'appréciation du processus d'apprentissage conduit à la validation du modèle neuronal d'une part ; la Figure 3.5 montre une assez bonne convergence lors de l'apprentissage pour des données de validation et de test malgré que l'on remarque une légère déviation pour les données d'entraînement. La Figure 3.6 indique le critère ayant conduit à l'arrêt de l'apprentissage, à savoir le *validation check* qui est de 6, qui correspond au nombre fois (d'epochs) où le gradient n'est pas redescendue (Figure 3.7). D'autre part, la validation du modèle neuronal passe par l'évaluation de l'histogramme des erreurs de la phase d'apprentissage (Figure 3.8) qui présentera dans le meilleur des cas une symétrie par rapport à l'axe des ordonnées. Le dernier outil de validation est le graphe de la droite de régression (Figure 3.9) caractérisant la fiabilité de prédiction rendue par le modèle neuronal par rapport aux informations fournies par la base d'apprentissage. Une fois configuré, il ne reste plus qu'à effectuer les tests en zone de test. C'est ainsi que pour quatre (04) points de mesure connus (ceux-ci ne faisant pas partie des données d'entraînement), on évaluera l'erreur générée par le réseau de neurone. La Figure 3.10 montre graphiquement les dits points, tandis que le Tableau 3.3 en fait la synthèse.

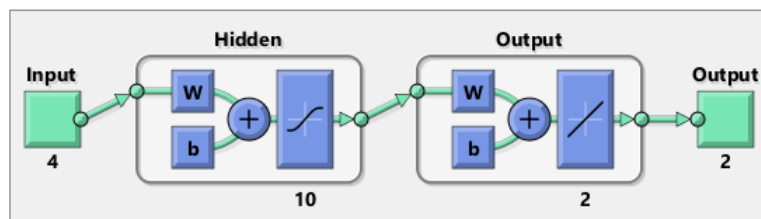


FIGURE 3.4 – Réseaux de neurones conçu

TABLE 3.2 – Mesures des RSSI (50 points de mesures)

N°	RSSI1	RSSI2	RSSI3	RSSI4	x	y
1	-35	-32	-57	-32	4,042566861	7,971680744
2	-41	-57	-52	-44	3,666391923	3,390377066
3	-31	-31	-56	-30	3,894466059	6,901169515
4	-31	-45	-36	-56	2,467098627	0,293343966
5	-47	-32	-36	-31	6,129142151	8,406635265
6	-40	-59	-34	-32	9,118488651	5,590922128
7	-39	-37	-37	-48	4,005021258	4,005021258
8	-40	-55	-39	-60	5,47976106	0,091327902
9	-52	-59	-57	-35	9,487768427	9,439846548
10	-39	-51	-31	-59	8,394716302	0,080376556
11	-47	-49	-37	-36	9,396949259	5,437935358
12	-55	-45	-47	-40	7,560331627	8,450002458
13	-39	-37	-52	-39	2,936169369	7,063815142
14	-40	-55	-57	-45	2,621875281	2,689431828
15	-31	-50	-42	-54	0,984840373	0,161532215
16	-37	-53	-45	-39	4,346853043	3,669645762
17	-33	-31	-44	-56	0,285705872	5,928416875
18	-56	-53	-34	-53	9,613607385	0,549093949
19	-35	-53	-32	-50	6,585126455	0,118208274
20	-54	-53	-41	-46	9,307273396	2,909546654
21	-50	-35	-42	-43	2,660991687	8,284330378
22	-32	-52	-37	-37	3,864328257	2,007917238
23	-49	-43	-58	-59	0,225605112	7,376483664
24	-44	-36	-32	-56	6,82271818	2,809371772
25	-43	-46	-60	-50	1,215185273	4,136596681
26	-55	-36	-51	-44	1,837250584	9,655913433
27	-55	-42	-52	-40	6,042806634	9,578576383
28	-39	-37	-47	-58	0,563425646	5,766730182
29	-53	-32	-56	-35	3,415946975	9,951866772
30	-44	-30	-58	-47	0,282256016	9,40738254
31	-57	-31	-60	-36	3,022183597	9,914630307
32	-35	-34	-58	-48	0,193535267	5,612201089
33	-52	-36	-47	-32	7,064956214	9,750871507
34	-55	-52	-56	-56	3,48531391	6,013903004
35	-34	-43	-43	-56	1,188090464	1,188090228
36	-34	-41	-50	-45	0,805338813	2,275086676
37	-48	-58	-53	-57	3,313801521	1,290901646
38	-55	-53	-48	-59	6,576869226	2,640439675
39	-33	-31	-45	-45	0,426691924	6,042457936
40	-50	-33	-49	-57	0,431584697	9,317228985
41	-36	-48	-53	-48	0,856203489	1,342287082
42	-58	-56	-31	-31	9,98957078	5,002095164
43	-43	-59	-53	-50	2,506555342	1,914469051
44	-35	-60	-59	-55	0,467221007	0,43608265
45	-40	-38	-40	-47	3,178227036	4,727868522
46	-44	-51	-37	-55	7,847114775	0,404384074
47	-39	-55	-49	-41	4,171496364	3,805216232
48	-36	-58	-32	-36	7,718804263	2,281202894
49	-45	-47	-47	-51	3,536044085	3,536044084
50	-45	-45	-35	-36	9,053574018	4,506700494

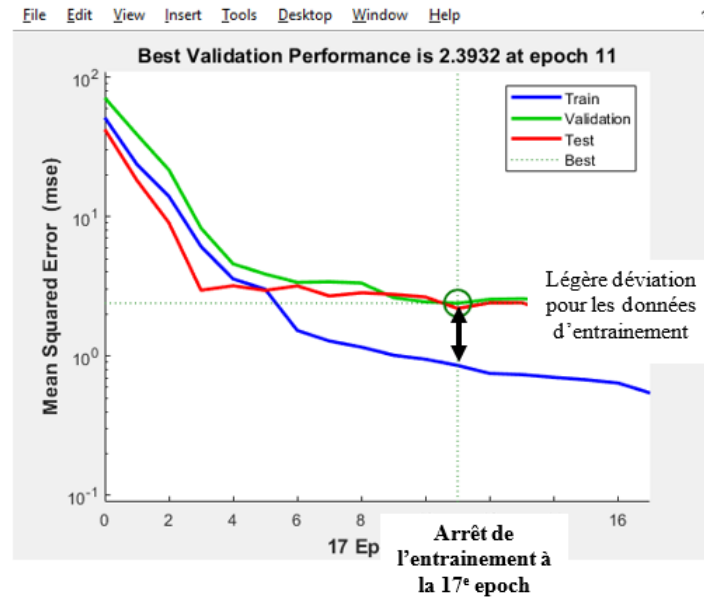


FIGURE 3.5 – Mesure des moyennes d'erreurs lors de la phase d'apprentissage

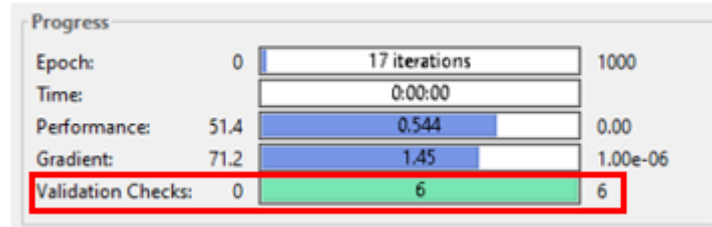


FIGURE 3.6 – Critère d'arrêt de l'entraînement

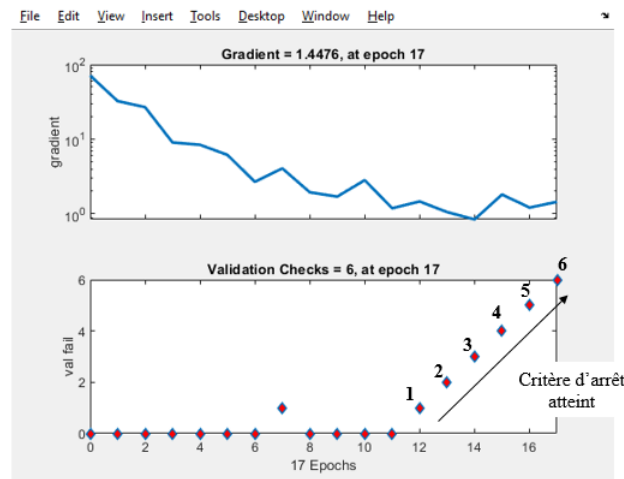


FIGURE 3.7 – Critère de Validation check atteint après 17 epoch

TABLE 3.3 – Comparaison entre les points réels et les points estimés

N_o	Coordonnées relles		Coordonnées RNA		MSE(m)
	x	y	x	y	
1	0,753796838	0,458324605	1,892052164	1,442708995	1,504871362
2	5,986245755	0,171471314	5,490839045	0,080279766	0,503729795
3	0,302011256	7,923110273	1,222510823	7,075642985	1,25120752
4	1,82395859	8,556013796	2,950284267	8,14473509	1,19906618

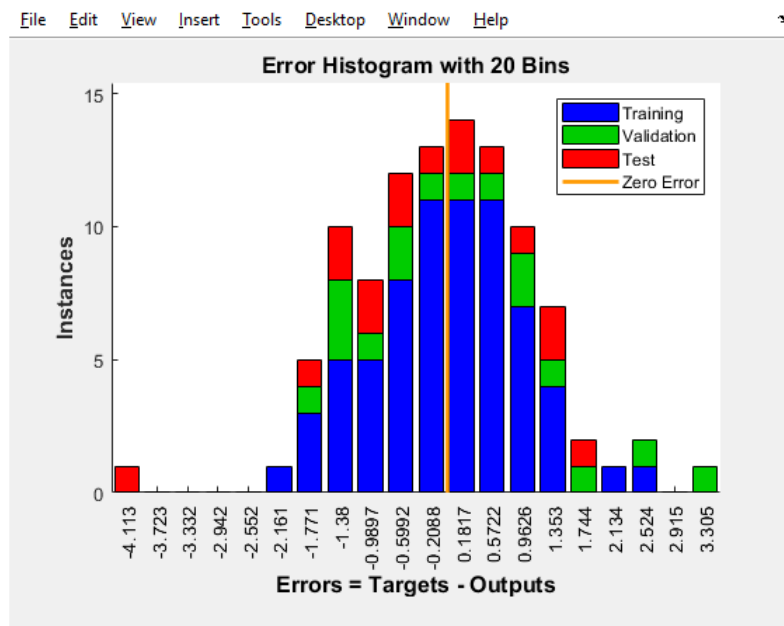


FIGURE 3.8 – Histogramme de l'erreur de la phase d'entraînement

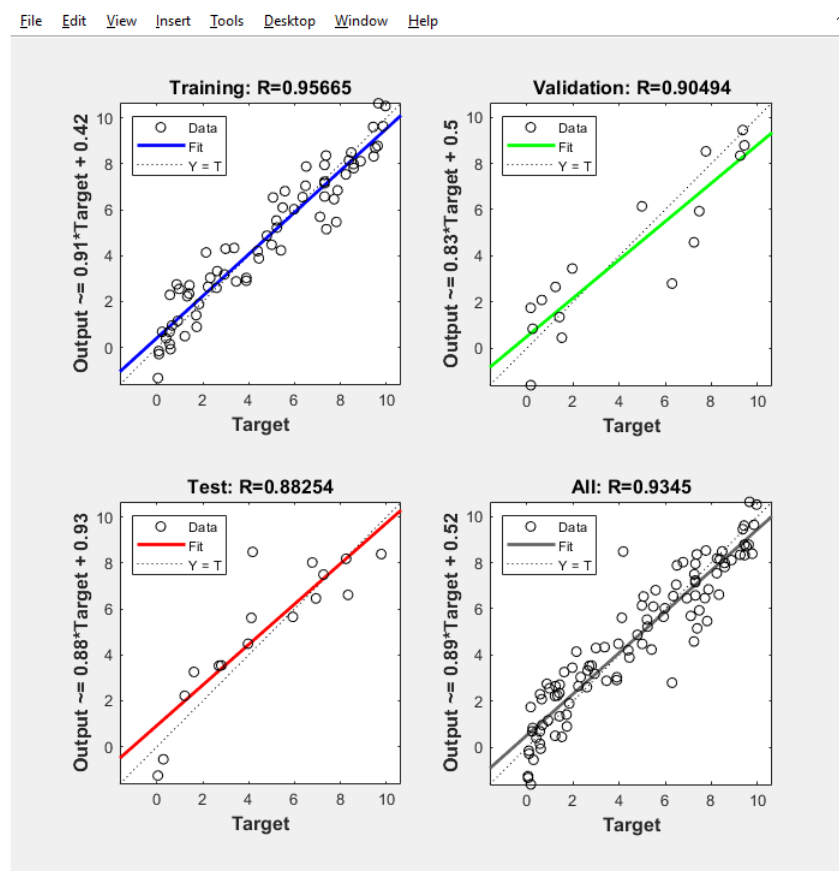


FIGURE 3.9 – Droite de regression de la phase d'apprentissage

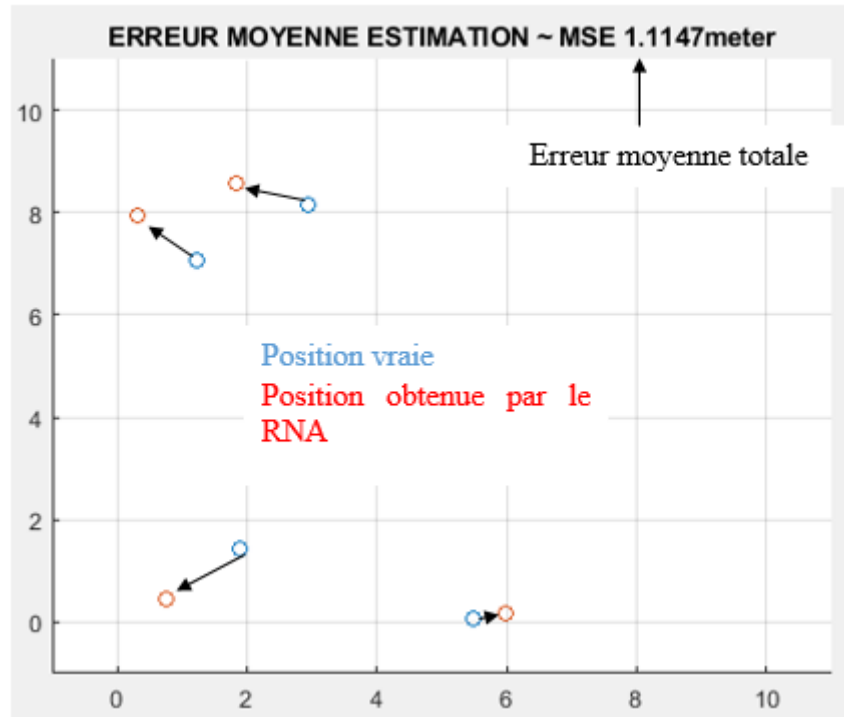


FIGURE 3.10 – Estimation des noeuds (04 cibles) par RNA

3.2.2 Localisation par PSO

a. Modèle non optimisé

Le modèle PSO NON OPTIMISE ne s'appuie pas sur une zone de localisation réduite (essaim proche de la solution) ; elle se base plutôt sur l'espace de solution qui est la zone d'étude tout en tentant de minimiser la fonction fitness :

$$fitness(w_i^q) = \alpha \sum_{t=1}^m (d_t - |w_i^q - A^t|) \quad (3.2)$$

Une déviation est constatée lors des tests ; c'est le cas notamment de la cible de coordonnées (3.5357,5.6926) présenté à la Figure 3.11 estimé à (0 , 4.2922) d'où l'erreur moyenne de 4.1778.

b. Modèle optimisé

Le modèle PSO OPTIMISE s'appuie sur une zone de localisation réduite (essaim proche de la solution) ; l'essaim sera construit au tour de la solution probable, obtenue par une précédente méthode (en occurrence celle des réseaux de neurones RNA). En considérant le mobile de coordonnées (0 , 4.2922) mentionné plus haut, une déviation moins importante que celle observée avec le PSO non optimisé est constatée lors des tests ; la Figure 3.13 présente une estimation à (1.1922,4.0734) conduisant tout de même à une erreur moyenne de 4.1778.

3.3 Analyse et perspective

Le Tableau 3.4 présente la comparaison de l'efficacité de localisation de quatre noeuds (cibles). Les résultats parlent d'eux mêmes et on constate les avantages que revêtent les méthodes heuristiques appliquées à la question de la localisation indoor, notamment l'amélioration du paramètre de l'erreur moyenne d'estimation (MSE) qui est de 2.5729m pour la méthode des RNA environ, par rapport a celui du PSO qui est de 2.8612m : ce qui n'est donc pas négligeable pour des systèmes

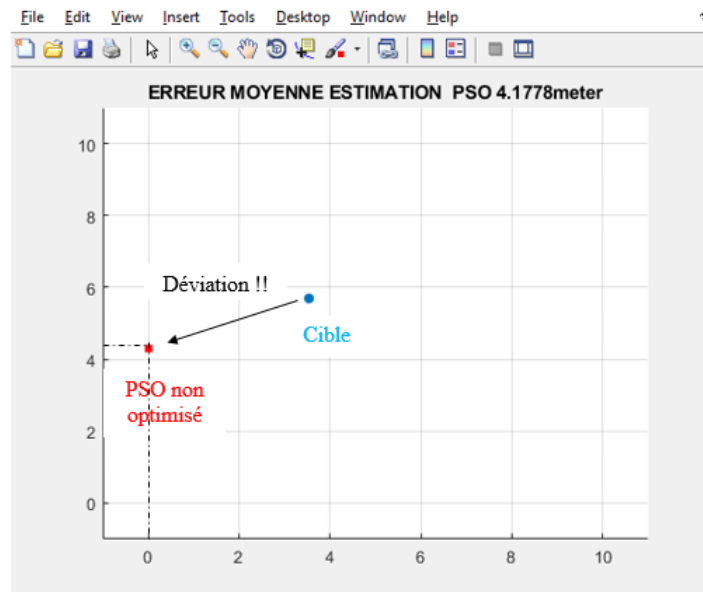


FIGURE 3.11 – Localisation par PSO non optimisé de la cible de coordonnées (3.5357,5.6926) estimé à (0 , 4.2922)

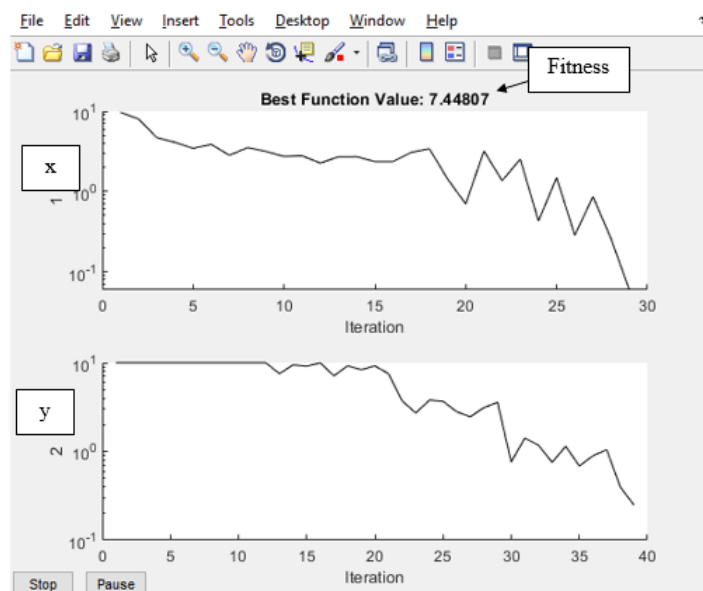


FIGURE 3.12 – Évaluation de la fonction objective (fitness) pour x (1) et y (2) par PSO non optimisé de la cible de coordonnées (3.5357,5.6926) estimé à (0 , 4.2922)

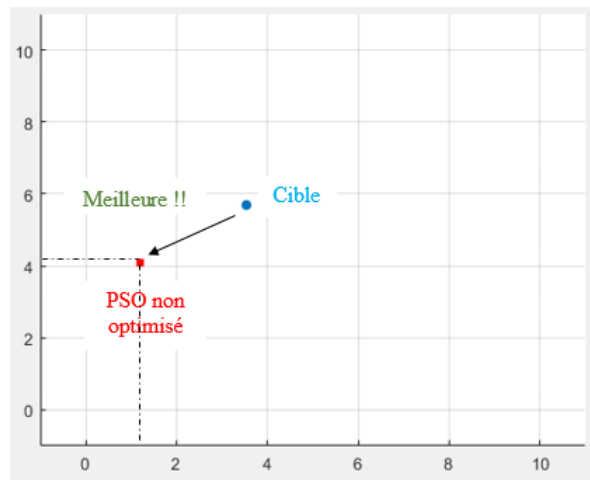


FIGURE 3.13 – Localisation par PSO optimisé de la cible de coordonnées (3.5357,5.6926) estimé à (1.1922,4.0734)

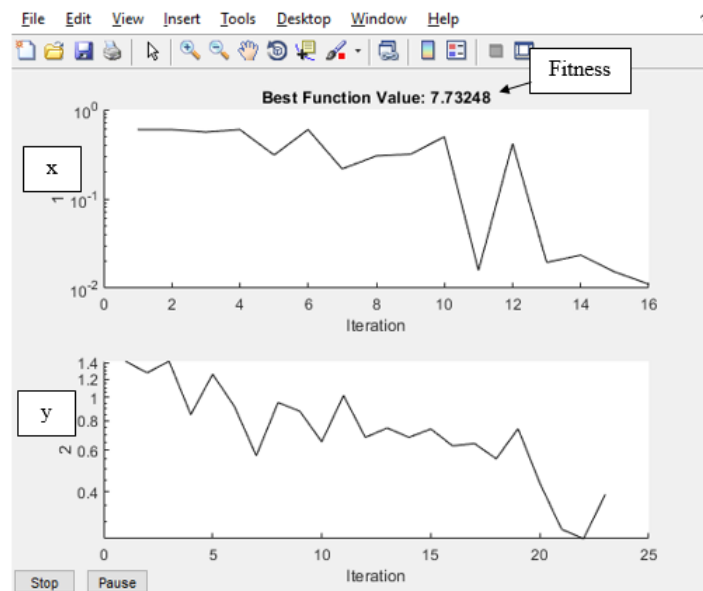


FIGURE 3.14 – Évaluation de la fonction objective (fitness) pour x...(1) et y...(2) par PSO optimisé de la cible de coordonnées (3.5357,5.6926) estimé à (1.1922,4.0734)

de localisation très souvent utilisé pour des systèmes critiques évoluant à la fréquence de 2.4 Ghz tel que les systèmes de communication sans fils Wi-Fi. L'annexe A présente bien les caractéristiques d'une balise utilisée en localisation Wi-Fi, performances en terme de précision pouvant aller de quelques cm jusqu'à 50m ; on constate que le système proposé dans ce mémoire de recherche mérite encore quelques ajustement avant de le proposer à plus grande échelle. Toutefois, ce type de système présente un comportement incertain dans certain cas du fait de la masse de données utilisées lors de l'apprentissage du RNA, et quelque peu divergent pour le PSO implémenté, auquel s'additionne la difficulté d'élaboration d'un réseaux de neurone et d'un modèle d'essaim de particule du fait de l'absence de formalisme optimal établi. Ainsi le RNA présente un axe d'amélioration. En effet l'apprentissage du RNA n'est possible que grâce à une base de donnée enrichie par des mesures obtenues analytiquement par la méthode de Friss, celle de pertes en espace libre. Cette base de données pose une certaine limite par rapport aux données réelles. Il serait mieux d'utiliser des données obtenues par des mesures en conditions réelles au risque d'augmenter la difficulté d'implémentation de la solution. Quant au PSO et son formalisme, il serait préférable de paramétrer l'espace de recherche de celui-ci de manière à ce qu'il puisse satisfaire au modèle sans trop de difficulté. Pour cela, la méthode de [ELEIJ18] consistant à l'utilisation de la méthode de compensation des puissance offrant un meilleure espace de recherche constitue un axe d'amélioration.

TABLE 3.4 – Comparaison entre les cibles réels et les points estimés par RNA et PSO

N_o	Coordonnees relles		Coordonnees RNA			Coordonnees PSO		
	x	y	x	y	MSE (m)	x	y	MSE (m)
1	9,934	9,022	6,357	5,354	5,123	5,085	5,875	5,780
2	2,290	4,015	2,624	5,005	1,044	2,099	5,001	1,004
3	6,641	6,096	3,832	3,724	3,676	3,066	4,469	3,927
4	1,019	1,019	1,133	1,451	0,446	0,906	1,742	0,731
MSE Totale			2.5729			2.8612		
Temps de localisation			0.206288 seconds			1.360301 seconds		

Conclusion

Ce mémoire de fin d'étude a permis de faire une revue des concepts liés aux méthodes d'optimisation des systèmes de localisation. C'est ainsi que les réseaux de neurones et l'algorithme de PSO ont constitué le socle du présent travail, notamment la modélisation de l'algorithme de rétro-propagation de l'erreur (algorithme d'apprentissage) et des paramètres utilisés par le PSO. Utilisés pour prédire la position d'une cible statique connaissant les puissances reçues (RSS), sur une zone d'étude de $10m \times 10m$ couverts par quatre (04) éléments émetteurs rayonnant à une fréquence d'environ 2.4 Ghz, il en est ressorti que :

- i Le réseau de neurones élaboré est un PMC bâti autour d'une (01) couche cachée pour quatre (04) entrées (RSS émit par les 04 émetteurs) et deux (02) sorties correspondant au couple de coordonnées (abscisses et ordonnées) de la cible tandis que les paramètres d'optimisation par PSO sont donnés au Tableau 2.3 ;
- ii Les performances en temps et les capacités de prédiction pour une fréquence de résonance 2.4 Ghz du système évaluées par la fonction « tic-toc » de Matlab ont permis d'atteindre un temps de calcul de 0.20628 seconde et une erreur moyenne de 2.5729m en RNA contre 1.360301 seconde et 2.8612m obtenue par PSO.

Ce résultat reste acceptable pour une utilisation en bande wifi. Néanmoins, le temps d'apprentissage du réseau reste très élevé pour l'algorithme de rétro-propagation évalué à 20 secondes, temps qui peut très vite s'étendre pour des données plus grandes. En définitive, ce mémoire nous a permis d'évaluer les performances des systèmes de localisation par une prédiction de position de cibles statiques par réseau de neurones et PSO. Toutefois, ce travail est une étape en plus conduisant à la réalisation de solutions matérielles sur puces (SOc ou SIp). Dans de prochains travaux, il pourrait être intéressant d'améliorer encore plus la précision de ce système quoique déjà relativement grande jusqu'ici, la vitesse de calcul, la réjection des interférences et la robustesse face au bruit, ceci en modifiant les données d'apprentissage par des données d'apprentissage prélevées en conditions réelles, ou encore en améliorant le paramétrage des méthodes heuristiques utilisées.

Bibliographie

- [AC10] Mohamed Amine Abid and Soumaya Cherkaoui. Received signal compensation-based position estimation of outdoor rfid nodes. *IEEE Globecom*, 2010.
- [AWA19] Nour AWARKEH. *2D Indoor Localization System with an UWB Multistatic Radar*. PhD thesis, Université Paris-Saclay, Octobre 2019.
- [BK73] Mauro Brunato and Csaba Kiss Kalló. Transparent location fingerprinting for wireless services. *IEEE Transactions on Information Theory*, page p. 608–614, 1973.
- [BP00] P. Bahl and V.H. Padmanabhan. Radar : an in-building rf-based user location and tracking system. *Proceedings IEEE Infocom 2000, Tel Aviv, Israel*, page 775–784, Mars 2000.
- [CDW06] Yi-Jing Yeh et Chih-Sheng Hsueh Chin-Der Wann. Hybrid tdoa/aoaindoor positioning and tracking using extended kalman filters. *63rd IEEE Vehicular Technology Conference. T. 3. IEEE*, page p. 1058–1062, 2006.
- [CL93] Yuan-Hwang Chen and Jiann-Yan Lai. Two-dimensional angles of arrival estimation for antenna array. *APMC'93*, 1993.
- [CLH16] Yanli Chu and Fan Yao Luyao He. An improved localization algorithm of taylor series expansion search target. *An improved localization algorithm of taylor series expansion search target*, pages 8070–8075, October 2016.
- [CNA06] C. Despins C. Nerguizian and S. Affes. Geolocation in mines with an impulse response fingerprinting technique and neural networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Mars 2006.
- [CYZ07] Yi Huang Chunhua Yang and Xu Zhu. Hybrid tdoa/aoa method for indoor positioning systems. *The Institution of Engineering and Technology Seminar on Location Technologies. IET*, page p. 1–5, 2007.
- [Dup00] Nestor Dupont. *Réparer son vaisseau*. L'Alliance, 2000.
- [ea06] L. JUN-MIN et al. A tdoa location algorithm based on data fusion. *Higher Education Press and Springer-Verlag*, 2006.
- [eAC04] Zafer Sahinoglu et Amer Catovic. A hybrid location estimation scheme (h-les) for partially synchronized wireless sensor networks. *IEEE International Conference on Communications T. 7. IEEE*, page p. 3797–3801, 2004.
- [ELEIJ18] Jean-Francois D. Essiben, Eric R. Hedin Luc E. Ihonock, and Yong S. Joe. Method of compensation between the powers of the received signals for the localization of a wifi node in los/nlos environnements. 7(12) :80–89, 2018.
- [eWZ02] Li Cong et Weihua Zhuang. Hybrid tdoa/aoa mobile user location for wideband cdma cellular systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, page p. 439–447, 2002.
- [FGX10] Wang Qing Fuxiang Gong and Zhang Xiaoguo. A new distance based algorithm for tdoa localization in cellular networks. *IEEE*, Juillet 2010.

- [FPMVGA15] Dario Tarchi Francesco Papi, Francesco Borghese Michele Vespe, Franco Oliveri, and Antonio Vollero Giuseppe Aulicino. Radiolocation and tracking of automatic identification system signals for maritime situational awareness. *IET Radar, Sonar and Navigation*, pages 568–580, Avril 2015.
- [Fri87] B. Friedlander. A passive localization algorithm and its accuracy analysis. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 12(1) :234–245, 1987.
- [GST00] Rudolf Zetik Guowei Shen and Reiner S. Thomä. Performance comparison of toa and tdoa based location estimation algorithms in los environment. *IEEE*, pages 978–1–4244–1799–5/08, 2000.
- [HH10] F. A. Harbi and H. Helgert. An improved chan-ho location algorithm for tdoa subscriber position estimation. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, Septembre 2010.
- [HLL07] P. Banerjee H. Liu, H. Darabi and J. Liu. Ieee transactions on systems, man, and cybernetics part c : applications and reviews. *APMC’93*, pages pp.1067–1080, 2007.
- [HT02] W. Hahn and S. Tretter. Optimum processing for delay-vector estimation in passive signal arrays. *Proceedings of Med-Hoc-Net 2002*, 2002.
- [JFH90] S. K. Feiner J.D. Foley, A. Van Dam and J. F. Hughes. *Computer Graphics :Principles and Practice (2nd Edition)*. Addison-Wesley,, 1990.
- [KOS14] Kobenan Ignace KOSSONOU. *Etude d’un système de localisation 3-D haute précision basé sur les techniques de transmission Ultra Large Bande à basse consommation d’énergie pour les objets mobiles communicants*. PhD thesis, Université de valenciennes et du hainaut-cambresis, 2014.
- [KPM02] Xinrong Li Kaveh Pahlavan and Juha-Pekka Makela. Indoor geolocation science and technology. *IEEE Communications Magazine*, page p. 112–118, 2002.
- [LAO02] M. LAOUFI. Faisabilité de localisation d’usagers de la route en détresse par la technique tdoa à l’aide d’un réseau de radiotéléphonie gsm’. rapport d’activités. rapport d’activités. *Institut National de recherche sur les transports et leur sécurité INRETS*, Décembre 2002.
- [LB08] C. Laurendeau and M. Barbeau. Hyperbolic location estimation of malicious nodes in mobile wifi/802.11 networks. pages 600–607, 2008.
- [LF05] L. LICHUN and W. FENG. Position estimation by improved genetic algorithm for hyperbolic location. *College of Information Engineering, Information Engineering University*, 2005.
- [MDiT11] Katsuyuki Haneda Marzieh Dashti, Mir Ghoraishi and Jun ichi Takada. High-precision time-of-arrival estimation for uwb localizers in indoor multipath channels, novel applications of the uwb technologies. *Dr. Boris Lembrikov (Ed.)*, ISBN : 978-953-307-324-8, InTech, Aout 2011.
- [MIZ96] G. A. MIZUSAWA. *Performance of Hyperbolic Position Location Techniques for Code Division Multiple Access*. PhD thesis, Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University, Août 1996.
- [MMCJS13] M.A.Zamora-Izquierdo M.V. Moreno-Cano and Antonio F.Skarmeta José Santa. An indoor localization system based on artificial neural networks and particle filters applied to intelligent buildings. *Neurocomputing-Journal-Elsevier*, pages pp. 116–125, 2013.
- [MN01] Josep Vidal Montse Nájjar. Kalman tracking based on tdoa for umts mobile location. *IEEE*, 2001.

- [Pag05] Pascal Pagani. *Caractérisation et modélisation du canal de propagation radio en contexte Ultra Large Bande*. PhD thesis, INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUÉES DE RENNES, 2005.
- [PBB00] Venkata N. Padmanabhan Paramvir Bahl and Anand Balachandran. A software system for locating mobile users : design, evaluation, and lessons. *Technical report, Microsoft Research*, April 2000.
- [RK89] R. Roy and T. Kailath. Esprit - estimation of signal parameters via rotational invariance techniques. *IEEE Transactions on Acoustic Speech and Signal Processing*, page pp. 984–995, 1989.
- [Roc03] Sébastien Rochat. Les services basés sur la localisation en suisse et étude détaillée de la technologie a-gps - technical report, 2003. Université de Lausanne, École des hautes études commerciales.
- [RSL16] M. Rosi, M. Simie, and P. Luki. Tdoa approach for target localization based on improved genetic algorithm. pages 1–4, 2016.
- [SDN10] N. Kandil S. Dayekh, S. Affes and C. Nerguizian. Cooperative localization in mines using fingerprinting and neural networks. *EEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, Avril 2010.
- [ST92] S.Y.Seidel and T.S.Rapport. 914 mhz path loss prediction model for indoor wireless communications in multi-boored buildings. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, Février 1992.
- [Ste09] J. Stefanski. Hyperbolic position location estimation in the multipath propagation environment. 2009.
- [STF⁺07] Stoyanova, Kerasiotis Tsenka, Prayati Fotis, Papadopoulos Aggeliki, and George. Évaluation des facteurs d’impact sur la précision rss pour les applications de localisation et de suivi. page 9–16, 2007.
- [TRS02] P. Myllymäki T. Roos and J. Sievänen. A probabilistic approach to wlan user location estimation. *International Journal of Wireless Information Networks*, Juillet 2002.
- [TRT02] P. Myllymäki T. Roos and H. Tirri. A statistical modeling approach to location estimation. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Janvier 2002.
- [VA03] Rodney Vaughan and Jorgen Bach Andersen. Channels, propagation and antennas for mobile communications. *Electromagnetic Waves Series 50. The Institution of Electrical Engineers*, 2003.
- [wCJrCCnKhC06] Li wei Chan, Yi-chao Chen Ji-rung Chiang, Jane Hsu Chia-nan Ke, and Hao hua Chu. Collaborative localization : Enhancing wifi-based position estimation with neighborhood links in clusters. *K.P. Fishkin et al. (Eds.) : PERVASIVE 2006*, pages 50–66, 2006.
- [YGN09] A. Lo Y. Gu and I. Niemegeers. A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks. *IEEE Communications Surveys and Tutorials. Springer Series in Statistics*, pages pp.13–31, 2009.
- [YJA08] Kai YANG and Zhan XU Jianping AN. A quadratic constraint total least-squares algorithm for hyperbolic location. *I. J. Communications, Network and System Sciences*, pages 105–206, 2008.
- [YK02] Y.Chen and H. Kobayashi. Signal based indoor geolocation. *Proc. IEEE International Conference on Communications*, April-May 2002.
- [ZFI13] Rosdiadee Nordin Zahid Farid and Mahamod Ismail. Recent advances in wireless indoor localization techniques and system. *Journal of Computer Networks and Communications*, pages pp. 1–12, August 2013.

Annexe A

**Fiche technique balise utilisée en
localisation Wi-Fi Modèle
Réf.TR-2000 constructeur AMC**

Secutec.fr

Réf.TR-2000



Balise GPS GSM WiFi localisation en temps réel ultra longue autonomie 1600 jours waterproof aimantée avec enregistreur de données et écoute à distance

Balise GPS / GSM / WiFi waterproof aimantée avec position GPS / GSM / Wi-Fi en temps réel sur cartographie Google Map par SMS ou application smartphone / tablette compatible iOS / Android ou Interface Web (navigateur internet), Alerte par SMS ou notification push en temps réel en cas de mouvement. Batterie rechargeable 20000 mAh, jusqu'à 1600 jours d'autonomie. Microphone intégré avec écoute à distance et enregistreur de position GPS (Data Logger) sur carte microSD pouvant aller jusqu'à 32 Go.



Accessoires

- 1 × Balise GPS GSM **WiFi**
- 1 × Câble USB (longueur 75 cm)
- 1 × Application iOS / Android à télécharger gratuitement
- 1 × Documentation en Français à télécharger

Description Produit

Géolocalisation triple technologie : GPS / GSM / WIFI La balise intègre plusieurs interfaces de communication : GSM, GPS et Wi-Fi. Choisissez votre mode de géolocalisation pour une localisation encore plus précise.

Secutec.fr



Trois modes de géolocalisation s'offrent à vous :

Par SMS, communiquez avec la balise GPS par simple commande SMS pour recevoir sa position GPS (précise jusqu'à 2 mètres près) ou GSM (LBS, triangulation des antennes GSM) en temps réel par adresse ou par lien Google Map, être alerté par SMS ou Appel en cas de mouvement. La demande de position LBS permet de ne pas utiliser l'antenne GPS afin d'économiser la batterie, la position LBS utilise la triangulation des antennes GSM)

Par application smartphone / tablette (compatible iOS et Android) et plateforme web (Navigateur internet), communiquez avec la balise via DATA (internet mobile).

Par Wi-Fi, géo localisez la balise à l'aide du signal Wi-Fi émis par celle-ci, depuis votre smartphone. Ce mode est principalement utilisé dans un univers intérieur (bureau, maison, appartement ...) pour une précision de localisation de quelque centimètre à ~50 mètres.

Vous pourrez alors :

Visualiser en temps réel sur une cartographie Google Map la position.

Vous rendre directement à l'emplacement où se trouve la balise depuis votre smartphone. (Uniquement sur smartphone et tablette)

Afficher l'historique des positions reçues

Paramétrer des zones d'alertes en cas de sortie ou entrée de zone (Geofence GPS et Géofence WiFi)

Être alerté en temps réel par notification push / SMS en cas d'alerte de mouvement ou de décrochage balise, d'entrée ou sortie de zone ou encore si la batterie est faible

Secutec.fr



Législation	Non
Indice de protection	IP67
Type d'alerte	Appel vocal, Notification push, SMS
Ordinateur compatible	Tous
Téléphone compatible	Android, iPhone
Détection de mouvement	Oui
Manuel d'utilisation	Oui - En Français Téléchargeable
Langage supporté	Français, Anglais
Logiciel fourni	Non
Sensibilité de détection	Paramétrable
Fréquence utilisée	890 MHz à 960 MHz (GSM 900), 1710 MHz à 1880 MHz (GSM 1800), 2412 MHz à 2484 MHz (WIFI)
Micro audio intégré	Oui
Micro audio externe	Non
Dimensions	160x64x49 mm
Température d'utilisation	-30°C ~ +70°C
Poids de l'appareil	600 grammes
Capacité mémoire (interne ou fourni)	Non
Capacité mémoire max	32 Go
Type de mémoire	MicroSDHC
Taille de l'écran	Non
Type d'écran	Non
Résolution de l'écran	Non
Mise en veille écran	Non
Écran tactile	Non
Communication	GSM, USB 2.0, WIFI
Type d'antenne	Omnidirectionnelle

Annexe B

Fitness Function sur Matlab

```
function [F] = fitness(x,d,AP,I)
    ecart = (d(:) - sqrt(abs(x(1)-AP(:,1)).^2 + abs(x(2)-AP(:,2)).^2)).^2;
    if (I==1)
        e5=0.9*ecart(1,:)+0.1*ecart(2,:)+0.1*ecart(3,:)+0.1*ecart(4,:);
    end
    if (I==2)
        e5=0.1*ecart(1,:)+0.9*ecart(2,:)+0.1*ecart(3,:)+0.1*ecart(4,:);
    end
    if (I==3)
        e5=0.1*ecart(1,:)+0.1*ecart(2,:)+0.9*ecart(3,:)+0.1*ecart(4,:);
    end
    if (I==4)
        e5=0.1*ecart(1,:)+0.1*ecart(2,:)+0.1*ecart(3,:)+0.9*ecart(4,:);
    end
```

F= e5;

Tel que :

x : (x, y) coordonnées de la cible recherchée

d : distances AP_i-Cible

I : indice de l'AP dont la puissance est la plus forte

$$AP = \begin{bmatrix} Puissance_AP_1 \\ Puissance_AP_2 \\ Puissance_AP_3 \\ Puissance_AP_4 \end{bmatrix}$$