

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان -

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER**

En : Télécommunications

Spécialité : Télécommunications Optiques

Par : TCHOUAR Wafaa Meryem et LEBEKIA Besma

Projet innovant type label (1275)

Détection par drone des signaux de communications cellulaires en zones blanches post catastrophe et analyse des données : approche a base d'intelligence artificielle.

Soutenu publiquement, le **30 / 06 / 2025**, devant le jury composé de :

Mr BENDIMERAD Fethi Tarik	Professeur	Université de Tlemcen	Président
Mr BOUACHA Abdelhafid	Professeur	Université de Tlemcen	Examineur
Mme BOUSALAH Fayza	MCA	Université de Tlemcen	Examinatrice
Mr KANOUN Ali	MRA	CDS ORAN	Examineur
Mr BENDIMERAD Yassine	MCA	Université de Tlemcen	Encadrant
Mr GHOMRI Benmeziane Imad	Doctorant	Université de Tlemcen	Co-Encadrant

Année universitaire : 2024 / 2025

Remerciements

*En préambule à ce travail, nous souhaitons exprimer notre profonde reconnaissance à **Allah** qui nous a accordé la force, la patience et le courage tout au long de notre parcours universitaire. C'est par Sa volonté et Sa miséricorde que nous avons pu surmonter les difficultés et mener ce projet à son terme.*

C'est avec une grande joie et une profonde fierté que nous arrivons à l'aboutissement de ce travail. Nous exprimons notre sincère reconnaissance à toutes les personnes qui nous ont soutenus de près ou de loin et qui ont contribué par leur aide, leurs conseils ou leurs encouragements à la réalisation de ce mémoire.

Nous remercions les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer notre travail et pour l'attention qu'ils lui ont portée avec professionnalisme et bienveillance.

*Nous exprimons notre profonde reconnaissance à **Monsieur Bendimerad Yassine**, directeur de notre mémoire, pour la confiance qu'il nous a accordée et l'encadrement bienveillant dont il a fait preuve. Ses orientations précieuses, sa patience et son expertise ont été d'un appui essentiel tout au long de notre travail.*

*Nous remercions également **Monsieur Ghomri Benmeziare Imad-ddine**, notre co-directeur, pour sa disponibilité, ses remarques pertinentes et son suivi régulier. Son encadrement attentif et ses conseils précieux, ont fortement contribué à orienter notre travail.*

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à l'ensemble des enseignants qui nous ont transmis leur savoir, leur rigueur et leur passion tout au long de notre parcours universitaire.

*Au terme de ce travail, nous devons adresser nos sincères remerciements au **Stadio Benabadji** pour leur aide précieuse et leur soutien matériel concernant le drone. Leur expertise a été une contribution essentielle à la partie pratique de ce projet.*

Nous remercions vivement les membres du jury pour l'attention portée à notre travail et la richesse de leurs observations.

Dédicace

Je dédie ce mémoire, fruit de longues années de travail et de persévérance,

À ma très chère mère et à mon très cher père, pour votre amour inconditionnel, vos sacrifices infinis et votre confiance inébranlable en mes capacités. Aucune dédicace ne pourrait exprimer la profondeur de ma gratitude. Que ce travail soit l'humble témoignage de ma reconnaissance et de ma fierté.

À mes chers frères, Yacine, Oussama et Elhadi, ainsi qu'à ma belle-sœur Latifa, pour votre soutien et votre présence constante. Une pensée affectueuse pour mes nièces, Kamil et Sara.

Je tiens à adresser une dédicace toute particulière à ma binôme, Besma avec qui j'ai partagé chaque étape de ce projet. Ce travail est le fruit de notre collaboration, de notre persévérance et de notre soutien mutuel dans les moments de doute comme dans les réussites. Merci pour cette aventure.

À mes professeurs et mentors, pour ses conseils avisés et son soutien déterminant.

Je souhaite adresser une dédicace toute spéciale à Yacine, qui a été un pilier et un soutien indéfectible pour moi, non seulement pour ce projet, mais tout au long de mon parcours dans les études supérieures. Sa présence et ses encouragements constants ont été une source de motivation inestimable. Ce travail lui doit beaucoup.

À mes précieux amis, Ayoub, Amina, Chifaa, Radjaa, Ghizlene, Ghizlene et Achwak, pour votre amitié sincère, les moments de joie et l'entraide qui ont rendu ce parcours plus léger.

À toute ma famille, pour son encouragement.

Que chacun de vous trouve dans ce travail l'expression de mon profond attachement.

Wafaa

Dédicace

Je dédie ce projet

*À mes parents, qui ont toujours été une source de force et d'inspiration.
C'est grâce à leurs prières, à leur amour et à leur soutien inconditionnel que j'ai pu
arriver jusqu'ici.*

*À ma sœur et à mes frères, dont le soutien, les encouragements et la présence ont
toujours été une source de motivation.*

*À mes chers collègues et amis de **M2 TOP***

À mon binôme

*pour sa patience dans les moments difficiles, son esprit d'équipe. Merci pour ce travail
partagé, pour la confiance mutuelle et pour avoir contribué à faire de ce projet une
belle réussite commune.*

*À mes amies Chifaa, Amina, Ghizlaine, Ghizlaine, Rajaa, Achwak. Et à mes cousines
Nesrine, Hanane, Maroua, Sarah pour leur présence réconfortante, leurs
encouragements sincères et leur soutien moral tout au long de ce parcours.*

Besma

RESUME

Ce mémoire présente le développement d'un système intelligent de détection passive de victimes destiné aux interventions de secours en zones sinistrées, où les infrastructures de communication sont souvent inexistantes ou hors service. L'objectif est de localiser les personnes à partir des signaux passifs (principalement Wi-Fi, BLE) émis par leurs appareils électroniques, sans nécessiter d'émission active ni d'interaction avec les victimes. Pour ce faire, des drones sont équipés de modules ESP32 et de GPS capables de scanner l'environnement pour collecter les signaux disponibles. Ces données sont ensuite traitées à l'aide d'un modèle d'intelligence artificielle basé sur des réseaux de neurones récurrents de type LSTM, entraîné à estimer les coordonnées géographiques des sources de signal. Le système est conçu pour fonctionner de manière autonome et mobile, avec une architecture légère, peu coûteuse, et adaptée aux conditions réelles du terrain. Des simulations et tests de validation ont été réalisés pour évaluer la précision de la localisation et la faisabilité opérationnelle du prototype. Cette solution représente une avancée prometteuse pour renforcer l'efficacité des opérations de recherche et sauvetage en situations d'urgence.

Mots clés : Détection Passive, Localisation, Wi-Fi, BLE, ESP32, Drones, GPS, LSTM, Intelligence Artificielle, Zones Sinistrées, Sauvetage, Réseaux De Neurones.

ABSTRACT

This thesis presents the development of an intelligent system for passive victim detection, intended for rescue operations in disaster areas where communication infrastructures are often non-existent or out of service. The objective is to locate individuals based on passive wireless signals (Wi-Fi, BLE) emitted by their electronic devices, without requiring active transmission or interaction with the victims. To achieve this, drones are equipped with ESP32 modules and GPS capable of scanning the environment to collect available signals. These data are then processed using an artificial intelligence model based on recurrent neural networks of the LSTM type, trained to estimate the geographical coordinates of the signal sources. The system is designed to be autonomous and mobile, with a lightweight low-cost architecture adapted to real-world field conditions. Simulations and validation tests were conducted to evaluate the localization accuracy and the operational feasibility of the prototype. This solution represents a promising advancement for enhancing the effectiveness of search and rescue operations in emergency situations.

Keywords: Passive Detection, Localization, Wi-Fi, BLE, ESP32, Drones, GPS, LSTM, Artificial Intelligence, Disaster Areas, Rescue, Neural Networks.

ملخص

تتناول هذه المذكرة تطوير نظام ذكي يهدف إلى الكشف عن الضحايا بطريقة غير تفاعلية، وذلك لدعم عمليات الإنقاذ في المناطق المنكوبة التي غالبًا ما تكون فيها البنية التحتية للاتصالات غير موجودة أو خارجة عن الخدمة. يقوم النظام بتحديد مواقع الأفراد اعتمادًا على الإشارات اللاسلكية السلبية (مثل Wi-Fi و BLE) الصادرة تلقائيًا من أجهزتهم الإلكترونية، دون الحاجة إلى إرسال نشط أو تفاعل مباشر معهم. لتحقيق ذلك، تم تجهيز طائرات بدون طيار بوحدة ESP32 وأجهزة استشعار ونظام GPS، قادرة على مسح البيئة المحيطة والنقاط الإشارات المتوفرة. تُعالج هذه البيانات باستخدام نموذج ذكاء اصطناعي مبني على الشبكات العصبية التكرارية من نوع LSTM، مدرب على تقدير الإحداثيات الجغرافية لمصادر الإشارة. تم تصميم النظام ليكون مستقلًا، متنقلًا، وخفيف التكلفة، مع بنية مناسبة للاستخدام في الظروف الميدانية الواقعية. وقد تم إجراء محاكاة واختبارات للتحقق من دقة تحديد المواقع وقابلية النموذج للتطبيق العملي. يُعد هذا الحل ابتكارًا واعدًا يُسهم في تحسين كفاءة عمليات البحث والإنقاذ خلال حالات الطوارئ.

الكلمات المفتاحية

الكشف غير التفاعلي، تحديد الموقع، Wi-Fi، BLE، ESP32، الطائرات بدون طيار، GPS، LSTM، الذكاء الاصطناعي، المناطق المنكوبة، الإنقاذ، الشبكات العصبية.

Table De Matière

I	Chapitre I : Les Réseaux Cellulaires Et Les Approches De Localisation Sans Fils...	3
I.1	Introduction :	4
I.2	Présentation de GSM et des réseaux cellulaires :	4
I.2.1	Histoire et évolution de GSM :	4
I.2.2	Les Générations De Réseaux Mobiles (1G, 2G, 3G, 4G, 5G) :	5
I.3	Avantages Et Limites Du GSM :	7
I.4	Architecture et adressage de système GSM :	7
I.4.1	Mobile station (MS) :	9
I.4.2	Base Station Subsystem (BSS) :	11
I.4.2.1	La station de base BTS :	11
I.4.2.2	Contrôleur De Station De Base BSC :	12
I.4.3	Network and Switching Subsystem (NSS) :	12
I.4.4	Opération Support Subsystem (OSS) :	14
I.5	Les Interfaces De Réseau GSM :	16
I.6	Interface radio et couche physique de GSM :	17
I.6.1	La méthode FDMA et TDMA :	17
I.6.2	Les liaisons montante et descendante :	17
I.6.3	Canaux Logiques Et Physiques :	18
I.6.3.1	Les canaux logiques :	18
I.6.3.1.1	Les canaux de trafic (TCH):	19
I.6.3.1.2	Les canaux de contrôle (CCH) :	20
I.6.3.1.3	Les canaux physique :	22
I.6.4	Multiplexage Des Canaux Logiques Sur Les Canaux Physiques :	23
I.7	Les Approches De Localisation Sans Fils :	24
I.7.1	Introduction Aux Techniques De Localisation Sans Fils :	24
I.7.2	Système de localisation sans fils :	24
I.7.2.1	Localisation Basée Sur Le GPS :	25

I.7.2.2	Zig Bee :	25
I.7.2.3	Localisation Par rayonnement Infrarouge (IR) :	25
I.7.2.4	Technologie RFID :	25
I.7.2.5	Système Basé Sur BLE (Bluetooth Low Energy) / Système Basé Sur Bluetooth Classique :	26
I.7.2.6	Système Basé Sur Wi-Fi :	28
I.8	Modèle D'estimation De Distance :	30
I.8.1	ToA / ToF (Temps d'Arrivée / Temps de Vol) :	30
I.8.2	TDofA (Différence de Temps d'Arrivée) :	31
I.8.3	AofA / DofA (Angle d'arrivée/ Direction d'arrivée) :	31
I.8.4	Puissance de signal RSSI :	31
I.8.4.1	Modèles théoriques couramment utilisés avec le RSSI :	32
I.9	Conclusion :	35
II	Chapitre II : Généralité Sur L'Intelligence Artificielle.....	37
II.1	Introduction :	38
II.2	Définition Et Principes De l'Intelligence Artificielle :	39
II.3	Historique :	40
II.4	Les Techniques De L'Intelligence Artificielle :	41
II.4.1	Apprentissage Automatique :	41
II.4.1.1	Types D'apprentissage Automatique :	41
II.4.1.1.1	Apprentissage supervisé :	42
II.4.1.1.2	Apprentissage non supervisé :	42
II.4.1.1.3	Apprentissage semi-supervisé	43
II.4.1.2	Apprentissage Par Renforcement :	44
II.4.2	Apprentissage Profond :	45
II.4.2.1	Concepts Fondamentaux De L'apprentissage Profond :	45
II.4.2.1.1	Réseau de neurone artificiels :	45
II.4.2.1.2	Couche et neurone :	45
II.4.2.1.3	Fonction d'Activation :	47
II.4.2.1.4	Fonction De Cout :	48
II.4.2.1.5	Propagation Avant et Rétropropagation :	49

II.4.2.1.6	Algorithmes D'optimisation :	50
II.4.2.1.7	Overfitting et underfitting.....	52
II.4.2.1.8	Régularisation :	53
II.4.2.1.9	Dropout	53
II.4.2.1.10	Entraînement, validation et test.....	53
II.4.2.2	Types De Réseaux De Neurones Profonds :	54
II.4.2.2.1	Réseaux Neurones Artificiels ANN :	54
II.4.2.2.2	Réseaux Convolutifs CNN :.....	54
II.4.2.2.3	Réseaux Récurrents RNN :	55
□	Structure d'un LSTM	56
□	Les étapes de traitement dans la cellule LSTM.....	56
II.4.2.2.4	GRU (Gated Recurrent Unit) :	60
II.5	Différence Entre RNN, LSTM Et GRU :	61
II.6	Rôle et importance du ML et DL dans l'IA :	62
II.7	Différence entre IA, ML et DL :	62
II.8	Conclusion :	63
III	Chapitre III : Conception Et Mise En Place Du Système De Localisation	64
III.1	Introduction :	65
III.2	Architecture Du Système Proposé :	65
III.2.1	Le module de détection :	66
III.2.2	Modèle De Traitement :	66
III.3	Plateforme Matérielle et Logicielle :	67
III.3.1	Présentation du module ESP32 utilisé pour la détection des signaux :.....	67
III.3.2	Caractéristiques techniques pertinentes :	69
III.3.2.1	WIFI et bande de base :	69
III.3.2.1.1	Fonctionnalités radio Wi-Fi de l'ESP32 :	70
III.3.2.2	Fonctionnalités du contrôleur MAC Wi-Fi de l'ESP32 :.....	70
III.3.2.3	Fonctionnalités Bluetooth de l'ESP32 :.....	71
III.3.3	Gestion Des Connexions :	72
III.4	Outils logiciels :.....	74

III.4.1	Arduino IDE :	74
III.4.2	Python :	74
III.4.3	Visual Studio Code :	75
III.4.4	Bibliothèques utilisées :	75
III.5	Acquisition Et Prétraitement Des Données :	76
III.5.1	Méthodologie De Collecte Des Signaux :	77
III.6	Type De Données Captées :	81
III.7	Prétraitement Des Données :	83
III.8	Méthodologie de réception des données par UDP sur le PC :	85
III.9	Mise en œuvre détaillée de la communication :	85
III.9.1	Phase commune de collecte et de nettoyage des données :	88
III.9.2	Constitution des séquences d'entraînement :	88
III.10	Conclusion :	89
IV	Chapitre IV :Implémentation Et Simulation Du Système De Localisation	90
IV.1	Introduction :	91
IV.2	Modélisation IA Pour La Prédiction De Position :	91
IV.2.1	Choix Du Modèle Face A Des Données :	91
IV.2.2	La Mise En Œuvre Du Modèle IA :	92
IV.2.3	Implémentation Concrète Du Modèle IA Et Configuration Des Paramètres :	94
IV.2.4	Analyse Des Résultats :	96
IV.2.4.1	Analyse Des Performances Des Modèles Gru Et LSTM :	97
IV.3	Comparaison Entre Les Modèles LSTM Et GRU Pour La Localisation :	105
IV.3.1	Prédiction Autonome En Condition Réelle :	107
IV.3.2	Méthodologie De Prédiction En Conditions Réelles :	107
IV.4	Conclusion :	109

Liste des figures

Figure I-1: L'évolution Des Télécommunications De La Norme 1G A La Norme 5G	6
Figure I-2: Schéma Simplifié De L'architecture Réseau GSM.....	8
Figure I-3 : Structure De La Station Mobile	9
Figure I-4: Le IMEI Affiché Après Le Saisie De *#06#.....	10
Figure I-5 : Les IMEI d'un appareil a doublé SIM	10
Figure I-6: Infrastructure Entre La BTS Et Terminaux Mobile.....	12
Figure I-7 : Infrastructure Entre Le BSC Et MSC	12
Figure I-8: les unités fonctionnelles hiérarchique de sous-système NSS.....	13
Figure I-9 : Le Système OMC	15
Figure I-10: l'architecture globale de système GSM	15
Figure I-11: Schéma Des Interfaces Radio De Réseau GSM	16
Figure I-12: la voie montante et descendante du GSM-900	18
Figure I-13:Classification des canaux logiques dans un système de communication mobile.	19
Figure I-14: La Relation Entre Les Canaux Physiques Et Logiques	22
Figure I-15: structure hiérarchique de la trame de réseau GSM	24
Figure I-16 : Système De Localisation Sans Fil	25
Figure I-17: Méthodes de localisation selon les deux technologies Bluetooth	28
Figure I-18: Localisation par système WIFI.....	29
Figure II-1 : Schéma De L'intelligence Artificielle	40
Figure II-2: Structure Générale D'apprentissage Supervisé	42
Figure II-3: Principe de l'apprentissage non supervisé.....	43
Figure II-4: Schéma Hybride De L'apprentissage Semi-Supervisé.....	44
Figure II-5: Boucle décisionnelle dans un système de renforcement.....	44
Figure II-6: Fonctionnement D'un Neurone Formel	46
Figure II-7: Du Neurone Formel Au Réseau Interconnecté.....	46
Figure II-8: Schéma De La Propagation Avant Et Arrière.....	50
Figure II-9: Architecture De Base d'Un CNN	55
Figure II-10: Unité Récurrente D'un RNN Simple Avec Activation tanh	55
Figure II-11: Structure d'un LSTM.....	56
Figure II-12: illustrant les opérations internes d'un réseau de neurones.	56
Figure II-13 : Étape de calcul de l'état de cellule Ct	57

Figure II-14: Activation de la porte d'oubli.....	57
Figure II-15: Porte D'entrée Dans L'état Cellulaire.....	58
Figure II-16: Mise A Jour De C_t	58
Figure II-17: Phase Finale D'une Cellule LSTM	59
Figure II-18: Mémoire LSTM Simplifiée.....	60
Figure II-19: Modèle de traitement de l'information dans une cellule GRU	61
Figure III-1: Schéma De Détection Des Signaux Mobiles	66
Figure III-2 : Architecture Du Système Proposé.....	67
Figure III-3: Architecture Du Système Réelle	67
Figure III-4: ESP32-WROOM-32	68
Figure III-5: Interface Arduino IDE Avec ESP32 – Vue Préférences	77
Figure III-6: Ajout De L'url ESP32	78
Figure III-7: Installation Du Package ESP32 Dans Le Gestionnaire De Cartes Arduino IDE.....	79
Figure III-8: Configuration De La Carte ESP32 Dans L'ide Arduino.....	79
Figure III-9: Sélection Du Port Série Pour La Carte ESP32 Dans L'ide Arduino	80
Figure III-10: Confirmation De Téléversement Réussi	81
Figure III-11: Visualisation Des Adresses MAC Et RSSI Détectées Par L'esp32	82
Figure III-12: Lecture série et estimation de distance en temps réel	83
Figure III-13: Structure Tabulaire Du Fichier CSV Pour L'analyse	84
Figure III-14: Configuration Du Point d'Accès Mobile	86
Figure III-15: Réception UDP En Temps Réel Des Données	87
Figure III-16: Extraction Des Données Via Interface Web ESP32	88
Figure III-17: Structure Tabulaire Du Fichier CSV Pour L'analyse	89
Figure IV-1: Processus De Modélisation En IA.....	93
Figure IV-2: Modèle LSTM Pour La Régression Spatio-Temporelle.....	95
Figure IV-3: Hyperparamètres Utilisés Pour L'entraînement Du Modèle LSTM	95
Figure IV-4: Suivi De La Loss (MSE) Du Modèle GRU Pendant L'apprentissage.....	97
Figure IV-5: Suivi De La MAE Du Modèle GRU Pendant L'apprentissage.....	98
Figure IV-6: Représentation Spatiale De L'erreur De Localisation Entre Réelles Et Estimées.....	100
Figure IV-7: Cas D'une Localisation De Haute Précision	101
Figure IV-8: Courbe De Loss Durant L'entraînement	102
Figure IV-9: Courbe De MEA Durant L'entraînement	102

Figure IV-10: Visualisation De L'erreur De Localisation Positions Réelles Vs Estimées	
.....	104
Figure IV-11: Evaluation De La Position D'une Victime Sur Une Carte Locale.	104
Figure IV-12: Visualisation Cartographique Des Stations Mobiles (MS) Durant La	
Phase De Test (10% Des Données).....	105
Figure IV-13: Illustration D'un Résultat De Prédiction Unique.....	108

Liste Des Tables :

Tableau I-1: Les Générations De Réseau Téléphonique.....	6
Tableau I-2 : Les Trois Structure De L'identifiant International	11
Tableau I-3: Les Techniques D'accès De Réseau GSM	17
Tableau I-4: Les Canaux De Diffusion Et Leur Fonction	21
Tableau I-5: Les Canaux De Contrôle Communs Et Leur Fonction	21
Tableau I-6: Les Canaux De Contrôle Dédié Et Leur Fonction	22
Tableau I-7: les méthodes de localisation via le BLE.....	26
Tableau I-8: Tableau Comparatif Des Deux Technologies Du Bluetooth.....	28
Tableau I-9: Les méthodes de localisation via le WIFI.....	29
Tableau I-10: Les Valeurs De L'exposant D'atténuation Dans Différent Espaces	35
Tableau I-11: Les Différentes Valeurs De RSSI.....	35
Tableau II-1 : L'évolution de l'IA.....	41
Tableau II-2 : Tableau récapitulatif des fonctions d'activation	48
Tableau II-3: Résumé Des Fonctions De Coût Selon Leur Usage Et Formulation	49
Tableau II-4: Résumé fonctionnel des algorithmes d'optimisation.....	52
Tableau II-5: Résumé comparatif des modèles RNN, LSTM et GRU	62
Tableau II-6: Une comparaison entre IA, ML et DL.....	63
Tableau III-1: Interfaces Et Périphériques De L'esp32.	69
Tableau III-2 :Principaux Composants Et Fonctions Du Systèmes WIFI (ESP32).....	70
Tableau III-3: Fonctionnalités du Bluetooth Classique sur l'ESP32.	73
Tableau III-4: Fonctionnalités du BLE sur l'ESP32.....	73
Tableau III-5: Bibliothèques Python Utilisées.....	76
Tableau IV-1: Résultats Des Métriques D'évaluation Obtenues Par Le Modèle GRU... 	99
Tableau IV-2: Synthèse Des Erreurs De Localisation Et Interpretation	100
Tableau IV-3: Résumé Quantitatif De La Performance Du Modèle.....	103
Tableau IV-4: Evaluation Individuelle Des Performances De Localisation	104
Tableau IV-5: Comparaison Des Performances Des Modèles LSTM Et GRU.	106
Tableau IV-6: Résultats De La Validation Pratique Des Modèles.	106
Tableau IV-7: Synthèse Des Coûts De Performance.....	107

Liste Des Equations :

(I-1)	30
(I-2)	33
(I-3)	33
(I-4)	33
(I-5)	34
(I-6)	34
(I-7)	34
(I-8)	34
(I-9)	34
(II-1).....	47
(II-2).....	51
(II-3).....	58
(II-4).....	59
(II-5).....	60
(II-6).....	60
(II-7).....	60
(II-8).....	60

Liste des acronymes

Acronyme/Sigle	Signification
1G	Première Génération de réseaux mobiles
2G	Deuxième Génération de réseaux mobiles
3G	Troisième Génération de réseaux mobiles
4G	Quatrième Génération de réseaux mobiles
5G	Cinquième Génération de réseaux mobiles
ACK	Acknowledgement (Accusé de réception)
ACL	Asynchronous Connection-Less
ADC	Analog-to-Digital Converter (Convertisseur analogique-numérique)
AFH	Adaptive Frequency Hopping
AGCH	Access Grant Channel
AMPS	Advanced Mobile Phone System
ANN	Artificial Neural Networks (Réseaux de neurones artificiels)
AOA	Angle of Arrival (Angle d'arrivée)
A-MPDU	Aggregated MAC Protocol Data Unit
A-MSDU	Aggregated MAC Service Data Unit
AUC	Authentication Center (Centre d'authentification)
BCE	Binary Cross Entropy
BCCH	Broadcast Control Channel
BLE	Bluetooth Low Energy
BP	Burst Period
BR/EDR	Basic Rate/Enhanced Data Rate
BSC	Base Station Controller (Contrôleur de station de base)
BSIC	Base Station Identity Code (Code d'identité de la station de base)
BSS	Base Station Subsystem (Sous-système de station de base)

BTS	Base Transceiver Station (Station de base émettrice réceptrice)
CCE	Categorical Cross Entropy
CCH	Control Channel (Canaux de contrôle)
CCCH	Common Control Channel
CDMA	Code Division Multiple Access
CEPT	Conférence Européenne des administrations des Postes et des Télécommunications
CNN	Convolutional Neural Networks (Réseaux de neurones convolutifs)
CSMA/CA	Carrier-Sense Multiple Access with Collision Avoidance
CSI	Channel State Information
CSV	Comma-Separated Values
CVSD	Continuously Variable Slope Delta modulation
DAC	Digital-to-Analog Converter (Convertisseur numérique-analogique)
DCCH	Dedicated Control Channel
DCF	Distributed Coordination Function
DGPS	Differential GPS
DL	Deep Learning (Apprentissage profond)
DoA	Direction of Arrival (Direction d'arrivée)
DQPSK	Differential Quadrature Phase-Shift Keying
EDGE	Enhanced Data rates for GSM Evolution
EIR	Equipment Identity Register (Registre d'identité des équipements)
ESP32	Module microcontrôleur d'Espressif Systems
ETSI	European Telecommunications Standards Institute
FACCH	Fast Associated Control Channel
FCCH	Frequency Correction Channel
FDMA	Frequency Division Multiple Access
FTM	Fine-Timing Measurement
GPIO	General-Purpose Input/Output
GPRS	General Packet Radio Service

GPS	Global Positioning System
GPU	Graphics Processing Unit
GRU	Gated Recurrent Unit
GSM	Global System for Mobile communication
HLR	Home Location Register (Enregistreur de localisation nominal)
HTML	HyperText Markup Language
I2C	Inter-Integrated Circuit
I2S	Inter-IC Sound
IA	Intelligence Artificielle
IDE	Integrated Development Environment
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IMEI	International Mobile Equipment Identity
IMSI	International Mobile Subscriber Identity
IoT	Internet of Things (Internet des objets)
IP	Internet Protocol
IR	Infrared (Infrarouge)
ISDN	Integrated Services Digital Network
ISM	Industrial, Scientific, and Medical (bande de fréquence)
JSON	JavaScript Object Notation
LAN	Local Area Network (Réseau local)
LCD	Liquid Crystal Display (Écran à cristaux liquides)
LSTM	Long Short-Term Memory
LTE	Long-Term Evolution
MAC	Media Access Control
MAE	Mean Absolute Error (Erreur absolue moyenne)
MCC	Mobile Country Code
MCS	Modulation and Coding Scheme
ML	Machine Learning (Apprentissage automatique)
MoU	Memorandum of Understanding

MS	Mobile Station (Station mobile)
MSC	Mobile Switching Center (Centre de commutation des services mobiles)
MSE	Mean Squared Error (Erreur quadratique moyenne)
MSIN	Mobile Subscriber Identification Number
NLP	Natural Language Processing (Traitement du langage naturel)
NSS	Network and Switching Subsystem
OMC	Operation and Maintenance Center (Centre d'exploitation et de maintenance)
OSI	Open Systems Interconnection
OSS	Operation Support Subsystem
PAN	Personal Area Network (Réseau personnel)
PC	Personal Computer (Ordinateur personnel)
PCH	Paging Channel
PDA	Personal Digital Assistant (Assistant personnel)
PIN	Personal Identification Number (Numéro d'identification personnel)
PLMN	Public Land Mobile Network (Réseau mobile terrestre public)
PSTN	Public Switched Telephone Network (Réseau téléphonique public commuté)
PWM	Pulse Width Modulation
RACH	Random Access Channel
ReLU	Rectified Linear Unit
RFID	Radio Frequency Identification
RNN	Recurrent Neural Networks (Réseaux de neurones récurrents)
RSSI	Received Signal Strength Indicator
RTS/CTS	Request to Send/Clear to Send
RTT	Round-Trip Time (Temps aller-retour)
SACCH	Slow Associated Control Channel
SBC	Sub-band Coding

SCH	Synchronization Channel
SCO/eSCO	Synchronous Connection-Oriented
SDCCH	Standalone Dedicated Control Channel
SIM	Subscriber Identity Module (Module d'identité de l'abonné)
SMS	Short Message Service
SoftAP	Software-enabled Access Point
SPI	Serial Peripheral Interface
SS7	Signaling System No. 7
SSID	Service Set Identifier
STA	Station (mode de connexion Wi-Fi)
STBC	Space-Time Block Coding
SVM	Support Vector Machine
TCH	Traffic Channel (Canal de trafic)
TCP/IP	Transmission Control Protocol/Internet Protocol
TDMA	Time Division Multiple Access
TDOA	Time Difference of Arrival (Différence de temps d'arrivée)
TOA	Time of Arrival (Temps d'arrivée)
ToF	Time of Flight (Temps de vol)
TXOP	Transmission Opportunity
UART	Universal Asynchronous Receiver/Transmitter
UAV	Unmanned Aerial Vehicle (Drone)
UDP	User Datagram Protocol
UE	Union Européenne
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
URL	Uniform Resource Locator
USB	Universal Serial Bus
VLR	Visitor Location Register (Enregistreur de localisation des visiteurs)
VoIP	Voice over IP (Voix sur IP)
Wi-Fi	Wireless Fidelity
WLAN	Wireless Local Area Network (Réseau local sans fil)

Introduction Générale

Introduction générale

Dans les situations d'urgence, qu'il s'agisse de catastrophes naturelles séismes, inondations, tempêtes ou d'incidents d'origine humaine comme des explosions, accidents industriels et bien d'autres situations d'urgence. La capacité à établir et maintenir des communications fiables est essentielle. Les premiers instants suivant une catastrophe sont souvent les plus critiques, c'est durant cette phase que se jouent les décisions vitales pour sauver des vies, organiser les secours et coordonner les différentes équipes d'intervention. Les divers acteurs pompiers, équipes médicales, forces de sécurité, organisations humanitaires doivent pouvoir échanger des informations en temps réel afin d'optimiser leurs actions sur le terrain.

Or, lors d'une catastrophe, les infrastructures de télécommunications sont souvent les premières touchées. Les antennes relais peuvent être détruites ou privées d'alimentation électrique, les réseaux surchargés ou inaccessibles. Cela crée des zones blanches, c'est-à-dire des espaces géographiques où les services de télécommunication sont totalement interrompus, rendant tous les communications traditionnelles impossibles.

Dans les situations d'urgence où les infrastructures de télécommunication sont gravement endommagées ou détruites, la détection et la localisation des signaux cellulaires résiduels deviennent un défi majeur. L'absence d'antennes relais fonctionnelles et la dégradation des réseaux rendent les méthodes conventionnelles inefficaces. De plus, les signaux émis par les dispositifs mobiles sont souvent faibles, instables et perturbés par le bruit ambiant, rendant leur identification et leur géolocalisation particulièrement complexes.

Dans le cadre de ce mémoire, l'objectif principal a été de développer une méthode efficace de détection et de localisation des signaux cellulaires en environnement post-catastrophe, où les infrastructures de télécommunication sont souvent indisponibles ou fortement dégradées. Pour remplacer cette absence, l'approche repose sur l'exploitation des signaux émis par les interfaces WIFI et Bluetooth Low Energy (BLE) des dispositifs mobiles, captés même en l'absence de couverture réseau classique.

La détection de ces signaux est assurée par un drone autonome spécialement équipé d'un module ESP32, un microcontrôleur compact et performant doté de capacités Wi-Fi et BLE. Le drone, en effectuant des vols à basse altitude au-dessus des zones sinistrées, capte les signaux émis par les appareils mobiles au sol, permettant ainsi d'identifier la présence potentielle de

Introduction Générale

survivants ou d'appareils actifs. Cette mobilité aérienne apporte une couverture plus large et flexible qu'un dispositif statique au sol, tout en réduisant le temps de recherche.

Un modèle d'intelligence artificielle RNN-LSTM est conçu pour la prédiction de la position des appareils détectés. En exploitant la nature séquentielle des données collectées au fil du déplacement du drone, ce modèle est capable d'apprendre les variations spatiales des signaux et d'estimer les coordonnées approximatives des dispositifs mobiles au sol. L'association du drone, du module ESP32 et du modèle RNN-LSTM forme ainsi une solution intelligente et mobile, particulièrement adaptée aux environnements instables, pour accélérer la localisation des victimes et faciliter les opérations de secours en zone sinistrée.

- Le premier chapitre introduit les principes des réseaux cellulaires et explore les technologies de localisation sans fil (Wi-Fi, BLE, RSSI, TDOA, AOA), en mettant en évidence leurs limites en contexte post-catastrophe.
- Dans le deuxième chapitre présente les bases théoriques de l'IA et de l'apprentissage automatique, avec un focus sur les réseaux de neurones LSTM et GRU, adaptés au traitement des données temporelles issues de signaux sans fil.
- Le troisième chapitre décrit la mise en place d'un système de détection mobile, basé sur un drone équipé d'un ESP32, capable de capter les signaux Wi-Fi/BLE pour alimenter un modèle IA de localisation.
- Le dernier chapitre expose l'implémentation technique du système, depuis la collecte des données jusqu'à la prédiction des positions, en passant par l'entraînement des modèles LSTM/GRU et la validation en conditions réelles.

Chapitre I

Les Réseaux Cellulaires Et Les Approches De Localisation Sans Fils

I.1 Introduction :

Depuis l'apparition des premiers systèmes de communication sans fil, l'objectif toujours été d'assurer une communication partout, à tout moment, et avec tout le monde. Aujourd'hui grâce à l'avancée majeure en microélectronique, en informatique, en compression de données, en sécurité et dans les protocoles de communication, les chercheurs et ingénieur ont atteint cet objectif.

Le GSM (Global System for Mobile communication) est devenu le système de communication sans fil le plus populaire, permettant une mobilité quasi-totale à l'intérieure d'un même réseau ou entre différentes réseaux sans pertes de services. La couverture étendue par le GSM offre une communication pratiquement partout, sauf dans quelques rares zones non couvertes. Les réseaux cellulaires ont révolutionné les télécommunications en assurant une large couverture et une qualité de service répondant aux exigences de mobilité.

A ses débuts le GSM était utilisé principalement pour les communications vocales analogiques. Cependant il a rapidement évolué vers les communications numériques, pour garantir une connectivité continue, facilitant l'accès à l'information et la communication en temps réel.

Toutefois, le GSM reste la technologie majoritaire utilisée pour assurer un service étendue, en utilisant des terminaux multi-bandes permettant de basculer automatiquement entre le GSM, GPRS, UMTS, et LTE.

I.2 Présentation de GSM et des réseaux cellulaires :

I.2.1 Histoire et évolution de GSM :

L'histoire des télécommunications mobiles émerge lors de l'apparition de GSM. Conçu à l'origine comme une norme paneuropéenne pour répondre à la fragmentation des systèmes analogiques, grâce à sa flexibilité, sa capacité d'évolution il s'est rapidement imposé comme un standard mondial. [1]

Son développement soutenu par des initiatives institutionnelles et industrielles, a permis la généralisation de la téléphonie mobile numérique à travers le monde.

1982 : Création du Groupe Spécial Mobile (GSM) par la CEPT pour développer une norme paneuropéenne de téléphonie mobile numérique [1] [2].

1987 : Accord sur les paramètres fondamentaux de la norme GSM. Signature du Memorandum of Understanding (MoU) par 13 pays européens, marquant l'engagement à déployer le GSM [1] [2].

1989 : Transfert de la responsabilité du GSM à l'ETSI, qui devient l'organisme de normalisation en charge du projet [1].

1991 : Premier appel GSM réalisé en Finlande par l'opérateur Radiolinja [1].

1992 : Lancement commercial des premiers réseaux GSM. Envoi du premier SMS et signature de premier accord d'itinérance international entre Telecom Finlande et Vodafone UK [1].

1993 : Extension du GSM en dehors de l'Europe, avec l'Australie comme premier pays non européens à adopter la norme [1] [2].

1995 : Introduction des services de fax, de données et de SMS. Le nombre d'abonnés GSM dépasse les 10 millions [1] [2].

1996-1998 : Lancement des premières cartes SIM prépayées et des téléphones tri-bande, facilitant l'itinérance internationale [1].

2000 : Déploiement commercial du GPRS, permettant la transmission de données par paquets et l'accès mobile à Internet. [1] [2].

2001 : Lancement du premier réseau UMTS (3G), marquant l'évolution vers des services de données à haut débit [1] [2].

2003 : Mise en service des premiers réseaux EDGE, offrant des débits de données améliorés [1] [2].

2008 : Le nombre d'abonnés GSM dans le monde dépasse les 3 milliards, consolidant sa position de norme dominante en téléphonie mobile [1].

I.2.2 Les Générations De Réseaux Mobiles (1G, 2G, 3G, 4G, 5G) :

Afin de mieux comprendre l'évolution des réseaux mobiles au fil du temps, le tableau suivant présente un récapitulatif des principales générations de réseaux cellulaires, de la 1G à la 5G.

Génération	Année de déploiement	Technologie principale	Caractéristique clés	Débit maximal
1G	Fin d'années 1970 d'débuts d'années 1980	Analogique (AMPS, NMT)	Voix uniquement, faible sécurité, couverture limitée	~2,4 kbps
2G	Début des années 1990	Numérique (GSM, CDMA)	Voix numérique, SMS, meilleure sécurité, roaming international	~ 64 kbps
3G	Début des années 2000	UMTS, CDMA2000	Voix et données, accès Internet mobile, vidéoconférence	~2Mbps
4G	Fin des années 2000	LTE, Wi MAX	Haut débit mobile, VoIP, streaming HD, faible latence	~100Mbps a 1Gbps
5G	A partir de 2019	NR (New Radio)	Très haut débit, Ultra-faible latence, IoT massif	~1Gbps

Tableau I-1: Les Générations De Réseau Téléphonique [3]

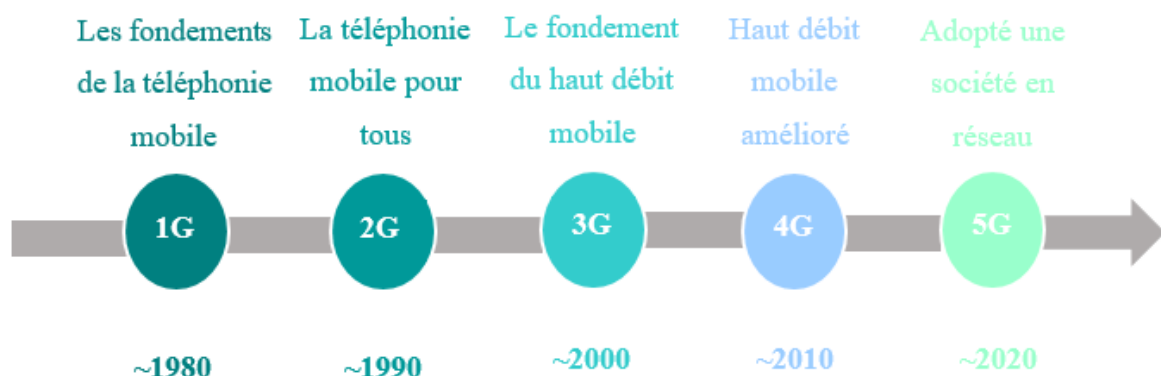


Figure I-1: L'évolution Des Télécommunications De La Norme 1G A La Norme 5G

I.3 Avantages Et Limites Du GSM :

❖ Avantages :

Fiabilité et stabilité : le système GSM a été conçu pour offrir un haut niveau de disponibilité et de communication continue, le rendant résistant aux pannes et aux problèmes techniques [4].

Couverture étendu et mobilité : le GSM offre une large couverture mondialement, permettant aux abonnés de rester connectés lors de déplacement internationaux grâce à l'itinérance [4].

Support de l'itinérance : le GSM assure le fonctionnement ininterrompu des clients dans des réseaux différents dus aux supports de l'itinérance. Cela permet aux utilisateurs de rester connecter en dehors de leur réseau d'origine sans avoir besoin de changer leurs cartes SIM [4].

Qualité de transmission élevée : même à des vitesses élevées (par exemple, depuis des voitures ou des trains) la qualité audio reste supérieure et fiable pour des appels sans coupure [5].

Fonction de sécurité : les codes PIN et les cartes SIM assure le contrôle d'accès et l'authentification [5].

❖ Limites :

Portée maximale fixe des stations de base : les stations de base en une portée maximale fixe de 120 km, imposé par des limitations techniques.

Exposition aux radiations électromagnétiques : des préoccupations sanitaires peuvent soulever par les radiations émettent des téléphones mobiles [5].

Interférences avec certains appareils électroniques : le GSM peut interférer avec certains équipements électroniques (par exemple, amplificateurs audio).

Couverture limité : les réseaux GSM peuvent présenter une couverture restreinte dans des zones éloignées, ce qui rend l'affectation des appels difficile [6].

Congestion du réseau : les réseaux GSM peuvent devenir saturés pendant les heures de pointe ou dans les zones densément peuplées, ce qui entraine des mauvaises qualités de service [6].

I.4 Architecture et adressage de système GSM :

Chaque réseau GSM est également désigné sous le nom de Réseau Mobile Terrestre Public (PLMN), qui est géré par un seul opérateur dans une région donnée. Ce PLMN gère tout le

trafic des téléphone mobile entre eux, et entre les téléphone mobile et les autres réseaux terrestre. Ces réseaux terrestre peuvent être le Réseaux Téléphonique Commuté Public (PSTN) un réseau ISDN ou Internet [7].

Les réseaux GSM est constitué de plusieurs entités essentielles regroupées dans quatre sous-systèmes :

- **Mobile Station (MS)** : qui le module de l'abonné.
- **Base Station Subsystem (BSS)** : C'est le sous-système qui comprend les station de base et leurs contrôleurs.
- **Network and Switching Subsystem (NSS)** : est le cœur du réseau GSM qui assure la communication des appels et la gestion de la mobilité.
- **Operation Support Subsystem (OSS)** : ce sous-système est dédié pour la maintenance du réseau.

Ces sous-systèmes fonctionnent ensemble pour assurer une communication fiable, structuré, contenue sans coupure pour satisfaire l'utilisateur. Une architecture globale du système de communication mobile est représentée dans le schéma ci-dessous qui rassemble les quatre sous-systèmes :

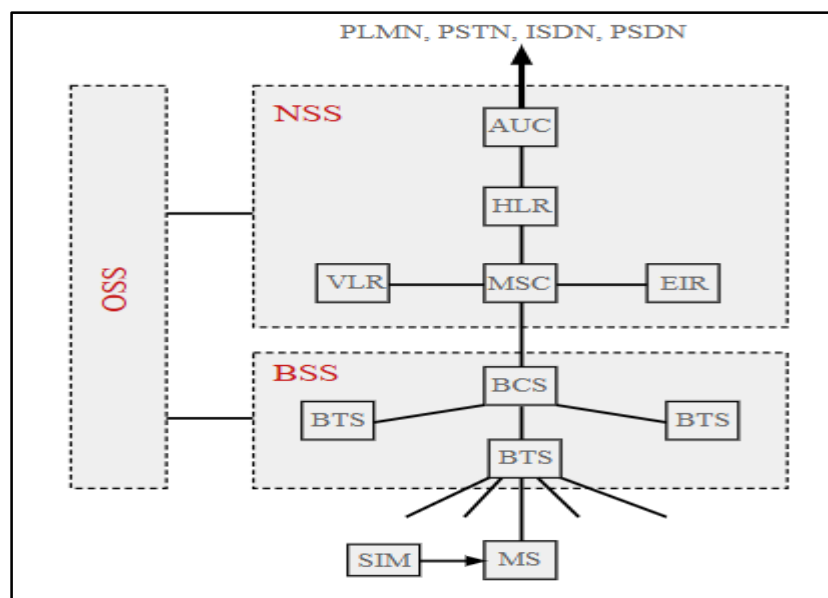


Figure I-2: Schéma Simplifié De L'architecture Réseau GSM [8]

Pour approfondir la compréhension du fonctionnement du réseau GSM, il est essentiel d'analyser en détail chaque sous-système, en mettant en lumière leurs rôles spécifiques, leurs interactions, et leurs composants fonctionnel qui les constituent :

I.4.1 Mobile station (MS) :

La station mobile (MS) constitue l'élément principal visible par l'utilisateur dans un réseau GSM. Elle est composée de deux parties : l'équipement mobile (ME) qui correspond à l'appareil physique, et le module d'identité de l'abonné (SIM) qui contient les informations personnelles et d'authentification [7] comme le montre la figure ci-dessous :

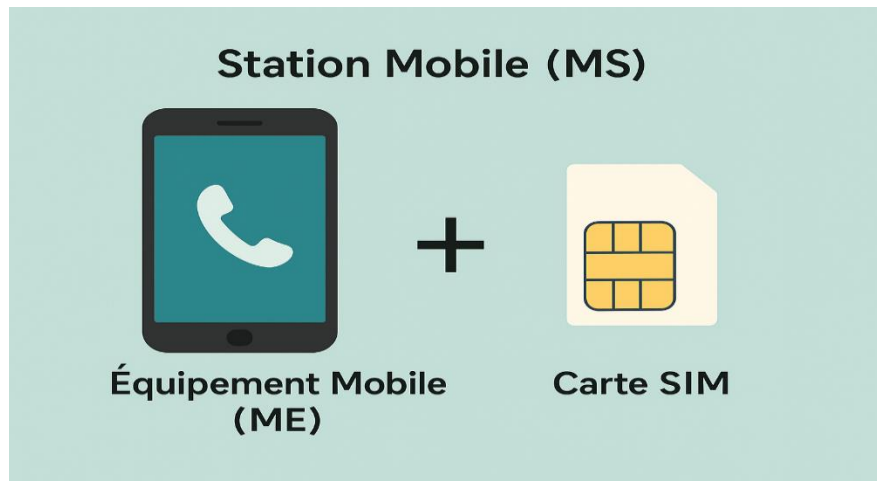
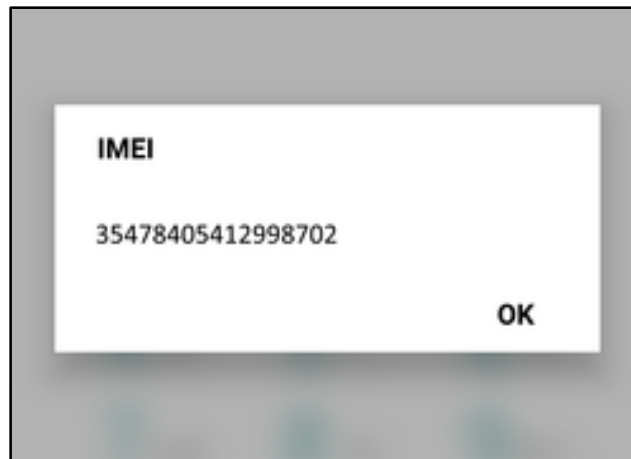


Figure I-3 : Structure De La Station Mobile

- **L'équipement mobile (ME) :**

Représente la composition matérielle du terminal GSM. Ça tâche principale est d'émettre et recevoir des appels, gère les ressources radio dans un réseau cellulaire. Il comprend notamment l'électronique de transmission et de réception, l'antenne, un écran LCD, il possède une interface pour l'utilisateur [7].

Chaque ME contient un numéro d'Identité Intentionnel d'Equipement Mobile (IMEI), composé de 15 chiffres, qui identité de manière unique le ME. Chaque utilisateur peut obtenir le numéro IMEI en saisissant la combinaison suivante : **'*#06#'**. Grace à ce numéro l'opérateur peut accéder au réseau, et bloquer les appareils volés ou non autoriser [9].



*Figure I-4: Le IMEI Affiché Après Le Saisie De *#06# [10]*

Les téléphones à double carte SIM possède deux numéros IMEI unique, permettant à chaque ligne mobile d’être identifiée indépendamment. Cela permet même avec un seul appareil d’être rattaché à un ou deux opérateurs simultanément.

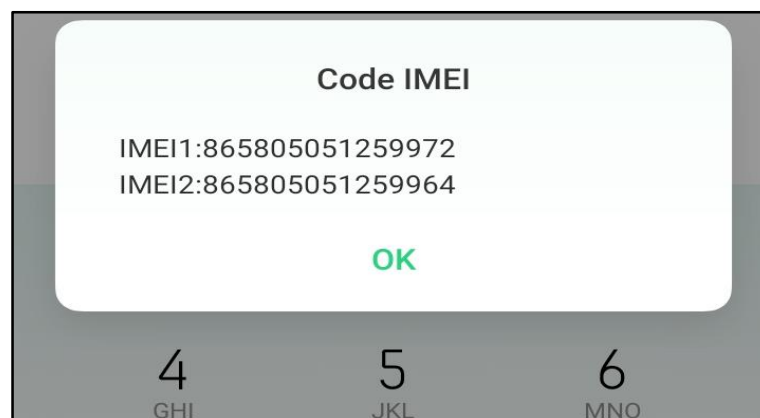


Figure I-5 : Les IMEI d’un appareil a doublé SIM

- **Le module d’identité de l’abonné (SIM) :**

La carte SIM (Subscriber Identity Module) constitue un élément essentiel d’identification dans les réseaux de téléphonie mobile. Elle est attribuée de manière unique à chaque abonné par un opérateur, et contient plusieurs informations critiques à la connexion du terminal au réseau [7].

Parmi ses données fondamentales figure l’IMSI (International Mobile Subscriber Identity), un identifiant international structuré en trois parties présenter dans le tableau ci-dessous :

Composant de l'IMSI	Signification	Fonction
MCC	Mobile Country Code : code du pays	Identifié le pays de l'abonné
MNC	Mobile Network Code : code de l'opérateur	Identifié l'opérateur de l'abonné
MSIN	Mobile Subscriber Identification Number : Numéro d'identification de l'abonné	Identifié l'utilisateur de manière unique dans le réseau

Tableau I-2 : Les Trois Structure De L'identifiant International

En plus de cette identification, la carte SIM stocke divers types de données : des clés de chiffrement pour l'authentification, des profils d'autorisation pour l'accès au réseau, des informations de localisation, ainsi que des données personnelles telles que la liste de contacts, les SMS, et parfois des paramètres applicatifs ou opérateur.

I.4.2 Base Station Subsystem (BSS) :

Sous-système de station de base (BSS) assure la gestion des communications radio entre les équipements mobiles de l'utilisateur et le centre de communication des services mobiles (MSC). Il est responsable du traitement du trafic entre le téléphone mobile et le sous-système NSS pour que la communication soit efficace et continue au sein du réseau [11].

Il est structure autour de deux composants principaux :

- La station de base émettrice réceptrice BTS.
- Le contrôleur de station de base BSC.

I.4.2.1 La station de base BTS :

La station de base est responsable de la liaison radio avec la station mobile. Elle regroupe les équipements radio, tels que les antennes et émetteurs-récepteurs, nécessaires à la couverture d'une cellule. Un BSC peut superviser plusieurs BTS [12].

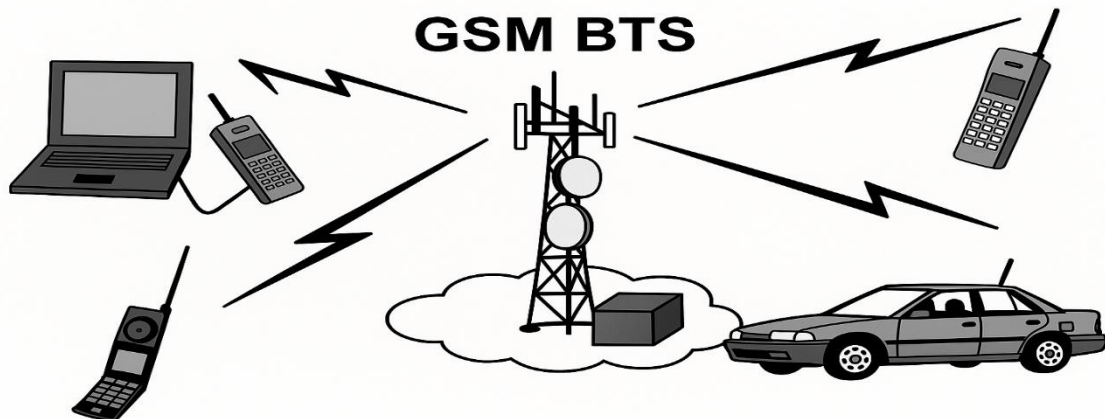


Figure I-6: Infrastructure Entre La BTS Et Terminaux Mobile [11]

I.4.2.2 Contrôleur De Station De Base BSC :

Le contrôleur de station de base assure les fonctions de gestion ainsi que les connexions physiques entre le MSC et les BTS. Il s'agit d'un commutateur à grande capacité qui prend en charge des opérations comme le transfert d'appel, la configuration des cellules et la régulation des niveaux de puissance radio (RF) dans les stations de base. Plusieurs BSC peuvent être associés à un seul MSC [12].

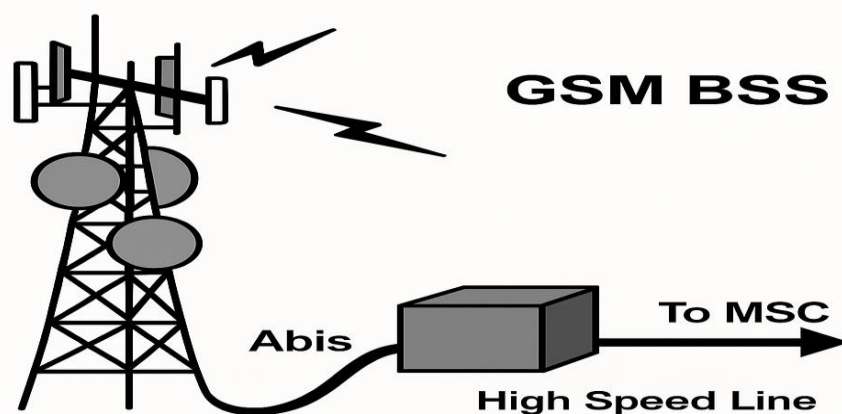


Figure I-7 : Infrastructure Entre Le BSC Et MSC [11]

I.4.3 Network and Switching Subsystem (NSS) :

Le sous-système de communication (NSS) offre la gestion des données et le traitement des appels. Il regroupe un ensemble d'unités fonctionnelles indépendantes qui coordonnent

l'authentification, l'acheminement et la supervision des communications mobiles. Le sous-système NSS suit une hiérarchie comme le montre la figure ci-dessous :

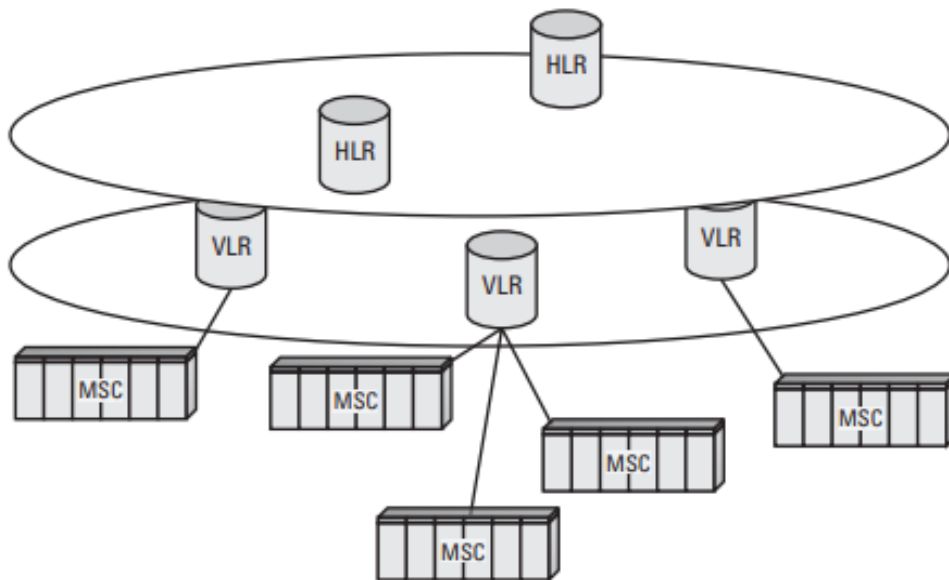


Figure I-8: les unités fonctionnelles hiérarchique de sous-système NSS [13]

❖ HLR (Home Location Register) :

Cette base de données contient les informations permanentes des abonnés d'un opérateur, telle que les données de localisation et l'état d'utilisateur. Ces données sont sollicitées lors de l'inscription d'un nouvel client et joue un rôle principal dans le suivi des déplacements de l'abonné à travers le réseau [12] [14].

❖ MSC (Mobile Switching Center) :

Le MSC est considéré comme le cœur de la communication téléphonique du système GSM. Il établit et libère les connexions d'appel, gère la signalisation et interagit avec les réseaux extérieurs. Pour la facturation il assure le suivi des appels et permet l'interface avec d'autre MSC [12] [14].

❖ VLR (Visitor Location Register) :

Associé au MSC, ce registre temporaire conserve les informations nécessaires pour les abonnés depuis le HLR lors du passage d'un mobile dans sa zone de couverture, optimisant la gestion des appels sans requête répétée au HLR [12] [14].

❖ AUC (Authentication Center) :

Cet élément protège l'accès au réseau GSM. Il fournit les clés et algorithmes nécessaires pour vérifier l'identité de l'utilisateur et sécuriser les transmissions [12] [14].

❖ EIR (Equipment Identity Register) :

Le registre EIR sert à vérifier l'identité des équipements mobiles via leur numéro IMEI. Il permet de bloquer l'utilisation des terminaux déclarés volés ou non conformes [12] [14].

I.4.4 Opération Support Subsystem (OSS) :

L'OSS est l'entité fonctionnelle à partir de laquelle l'opérateur réseau surveille et contrôle le système [11].

Il assure la gestion de la sécurité du réseau en validant l'identité des différentes entités de système de télécommunication. Ce fonctionnement repose sur deux composants principaux :

- Le centre d'authentification (AUC).
- Le Registre d'Identité des Equipement (EIR).

L'AUC, consulté par le HLR, décide si une station mobile est autorisée à accéder au service. En outre, l'EIR fournit des informations au MSC concernant la MS, en maintenant une base de données qui classe les équipements comme valide, suspects ou défectueux.

L'OSS est chargé des opérations de gestion et de maintenance de PLMN à distance. Il peut disposer d'un ou plusieurs Centres de Gestion de Réseau (NMC) pour centraliser le contrôle du PLMN.

Le centre d'Exploitation et de Maintenance (OMC) représente l'élément fonctionnel qui permet à l'opérateur de surveiller et de piloter l'ensemble du système. Il constitue un point de gestion unique pour le personnel technique. Un seul OMC peut prendre en charge plusieurs MSC. [15] La figure ci-dessous représente comment le système OMC couvre tous les éléments de la structure GSM :

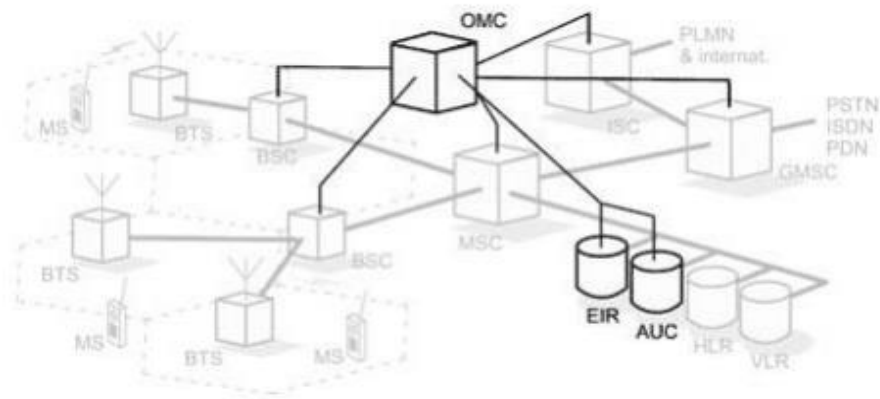


Figure I-9 : Le Système OMC [11]

Le bon fonctionnement du réseau GSM repose sur une coordination étroite et la synchronisation entre ses différents sous-systèmes. C'est cette interaction fonctionnelle qui permet d'assurer l'ensemble des opérations essentielles, telles que la transmission des données, la gestion des utilisateurs et le contrôle permanent de l'infrastructure. Toute perturbation dans la coordination ou le synchronisme entre ces entités peut entraîner une dégradation significative de la stabilité, de la continuité et de la qualité du service offert aux utilisateurs. La figure suivante présente une vue d'ensemble de l'architecture générale du réseau GSM, illustrant les interactions entre les sous-systèmes :

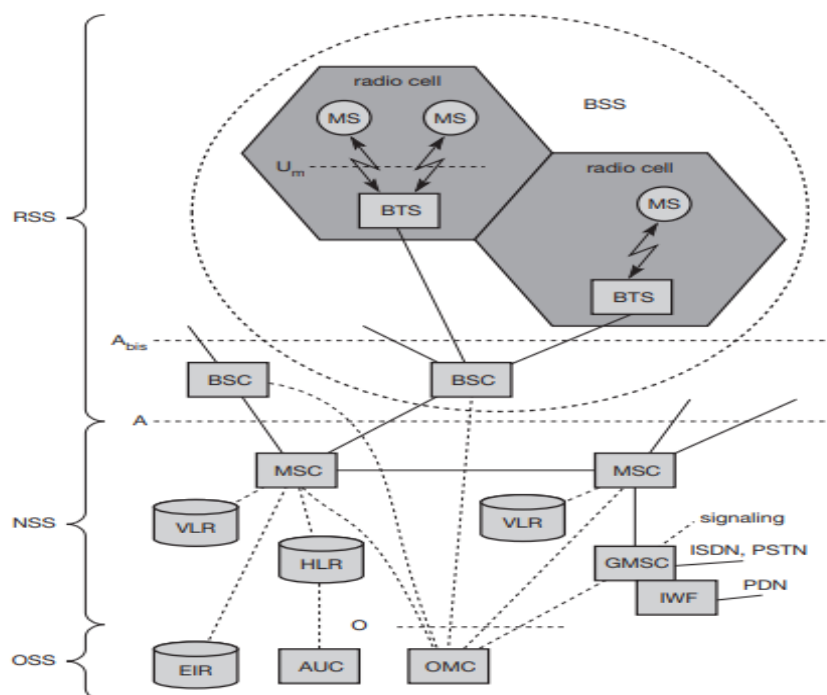


Figure I-10: l'architecture globale de système GSM [16]

I.5 Les Interfaces De Réseau GSM :

L'architecture du réseau GSM repose sur plusieurs interfaces normalisées assurant la communication entre les différents sous-systèmes. Chacune joue un rôle essentiel dans la transmission des informations, la gestion des appels et la mobilité des utilisateurs la figure ci-dessous montre un schéma de différentes interfaces radio de réseau GSM.

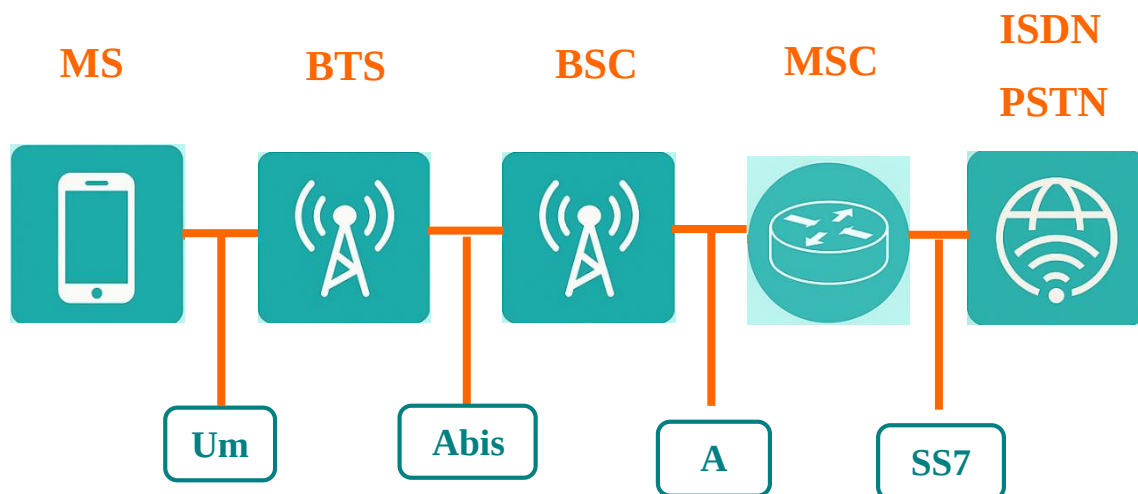


Figure I-11: Schéma Des Interfaces Radio De Réseau GSM

- **Interface Um :**

Il s'agit de l'interface radio qui relie la **station mobile (MS)** à la **station de base (BTS)**. C'est le lien le plus exposé, car il correspond à la communication sans fil entre l'équipement utilisateur et le réseau. Elle gère les transmissions voix et données, ainsi que les canaux de signalisation nécessaires à l'établissement et au maintien des connexions [15].

- **Interface Abis :**

Cette interface relie la **BTS** à la **BSC**. Elle permet de transporter les informations relatives à la gestion des canaux radio, au handover (changement de cellule), et à la configuration des ressources radio. Elle peut également transporter du trafic utilisateur (voix) [15].

- **Interface A :**

Elle assure la connexion entre la **BSC** et la **MSC**. Cette interface véhicule le trafic voix ainsi que la signalisation nécessaire à la gestion des appels, à la mobilité et à l'authentification des abonnés [15].

- **Interface SS7 (Signaling System No. 7):**

C'est un protocole de signalisation utilisé pour relier le **MSC** à d'autres MSC ou à d'autres réseaux (comme le réseau téléphonique commuté ou d'autres opérateurs mobiles). SS7 permet l'acheminement des appels, la portabilité des numéros, la gestion des SMS et le roaming international.

I.6 Interface radio et couche physique de GSM :

I.6.1 La méthode FDMA et TDMA :

Pour une utilisation efficace du spectre dans les réseaux cellulaires, le GSM combine deux technique d'accès : FDMA (Accès multiple par répartition en fréquence), et TDMA (Accès multiple par répartition en temps) [17].

Technique	Paramètre	Détails	application
FDMA	Bande de fréquence GSM-900	25MHz divisé en 124 canaux de 200khz	Une ou plusieurs fréquences attribuées à chaque BTS
FDMA	Bande passante GSM-1800	75MHz diviser sur 374 canaux de 200 kHz	Une ou plusieurs fréquences attribuées à chaque BTS
TDMA	Subdivision temporelle	Chaque fréquence est divisée sur 8 intervalles (time slot)	Augmenter le nombre de canaux par fréquence

Tableau I-3: Les Techniques D'accès De Réseau GSM

I.6.2 Les liaison montante et descendante :

La transmission de la station mobile vers la station de base est considéré comme une liaison montante, qui exploite des fréquences comprises entre 890 MHz et 915 MHz. Tandis que les liaisons descendantes sont de la station de base vers le mobile, en utilisant la plage allant de 935 MHz à 960 MHz. L'écart entre les deux bande appelé espacement duplex est de 45 MHz.

Dans le cas de GSM-1800 une architecture similaire est adoptée. Les fréquences de liaison montante se situent entre 1710 MHz et 1785 MHz, et par rapport à la liaison descendantes vont de 1805 MHz à 1880 MHz, avec un espacement duplexe de 95 MHz [17].

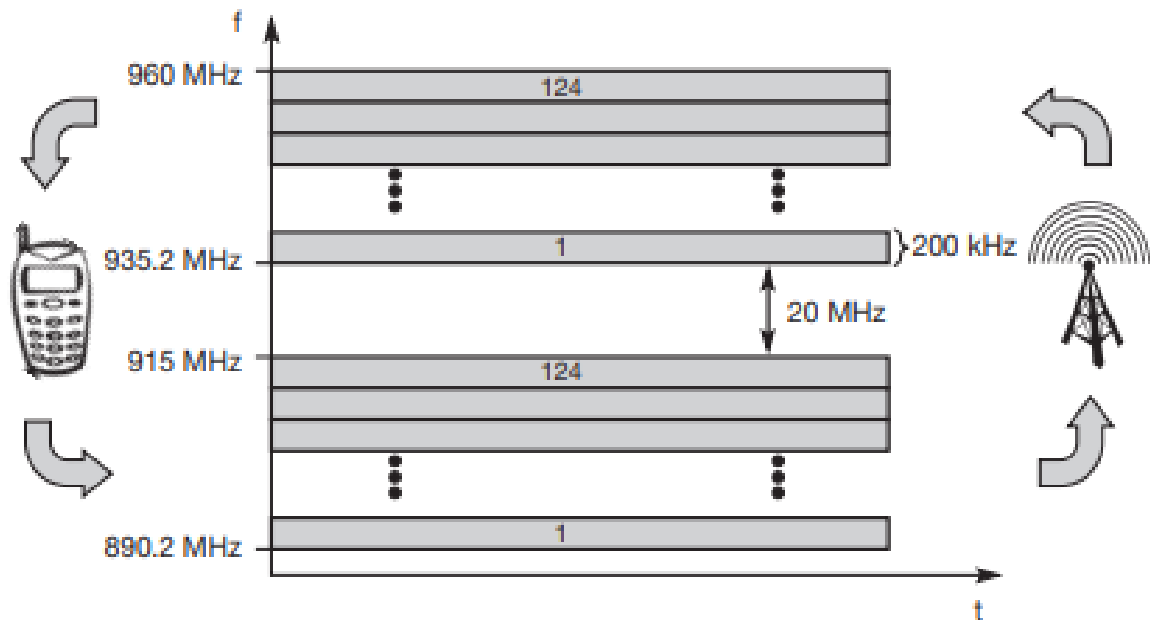


Figure I-12: la voie montante et descendante du GSM-900 [16]

I.6.3 Canaux Logiques Et Physiques :

I.6.3.1 Les canaux logiques :

Les canaux logiques sont utilisés pour organiser le transfert des données d'utilisateur et de le signaler dans le réseau GSM. Ils se divisent en deux catégories principales : canaux de trafic et canaux de contrôle comme le présente le schéma suivant :

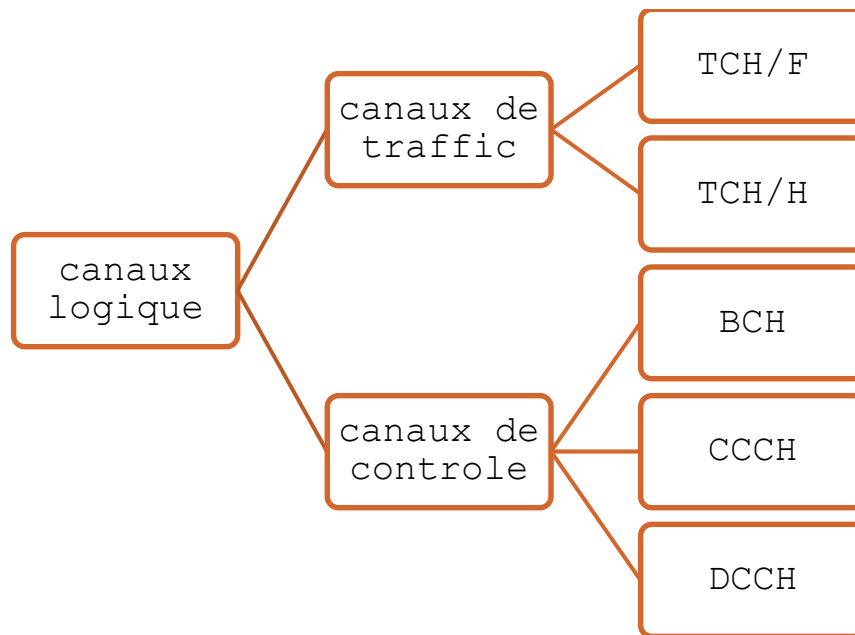


Figure I-13: Classification des canaux logiques dans un système de communication mobile.

I.6.3.1.1 Les canaux de trafic (TCH):

Sont des canaux utilisés pour la transmission de la voix encodée ou données d'utilisateur. Deux types principaux sont définis :

TCH/F (Trafic CHannel Full rate) : sont des canaux à débit plein qui transmettent des données à un débit brut de **22.8 Kbit/s**.

TCH/H (Trafic CHannel Half rate) : sont des canaux à demi-débit qui transmettent des données à débit brut de **11.4 Kbit/s** [18].

Les variantes précises de ces canaux, selon qu'ils transportent de la parole ou des données, sont présentées dans les sections suivantes :

❖ Canaux de trafic pour la parole :

Pour le transport de voix encodée, les types de canaux suivants sont spécifiés :

TCH/FS : canal à débit plein destiné à la parole.

TCH/HS : canal à demi-débit destiné à la parole [18].

❖ Canaux de trafic pour les données :

Les types de canaux suivants sont spécifiquement destinés à la transmission de données d'utilisateur :

TCH/F9.6 : canal à débit plein conçu pour un débit de **9.6 Kbit/s**.

TCH/F4.8 : canal à débit plein adapté à des données à **4.8Kbit/s**.

TCH/H4.8: canal à demi-débit utilisé pour un transfert à **4.8 Kbit/s**.

TCH/H2.4 : canal à demi-débit prenant en charge des données à un débit inférieur ou égal à **2,4 kbit/s**.

TCH/F2.4 : canal à débit plein pour des données dont le débit est au plus égal à **2,4kbit/s** [18].

I.6.3.1.2 Les canaux de contrôle (CCH) :

Les canaux de contrôle assurent le transport des informations de gestion et de signalisation entre le réseau et le terminal mobile. Ils sont essentiels pour des fonctions telles que l'établissement d'appels, l'enregistrement et la gestion de la mobilité. Ces canaux se répartissent en trois sous-groupes : les canaux de diffusion (BCCH), les canaux de contrôle communs (CCCH) et les canaux de contrôle dédiés (DCCH) [19].

a. Canaux de diffusion BCCH :

Ces canaux fournissent des informations réseau générales à l'ensemble des terminaux présents dans une cellule. Ils permettent aux mobiles de recevoir les paramètres de base nécessaire à l'accès au réseau.

Canal	Direction	Fonction
BCCH (Broadcast Control Channel)	Voie descendante (DL)	Ce canal diffuse en continu des données globales du réseau, telles que l'identité du réseau, la structure des canaux de signalisation et les services disponibles (par exemple les appels d'urgence ou les paramètres de saut de fréquence).
FCCH (Frequency Correction Channel)	Voie descendante (DL)	Il sert à corriger la fréquence du mobile pour qu'il puisse s'accorder précisément sur celle de la station de base. Cela permet au mobile de synchroniser son oscillateur local.

SCH (Synchronization Channel)	Voie descendante (DL)	Il fournit la synchronisation temporelle ainsi que le code d'identité de la station de base (BSIC). Permettant au terminal de s'aligner avec le timing du réseau.
-------------------------------------	--------------------------	---

Tableau I-4: Les Canaux De Diffusion Et Leur Fonction

b. Canaux de Contrôle Communs (CCCH) :

Ces canaux gèrent les premiers échanges entre un terminal mobile et le réseau, comme les requêtes d'accès, les appels entrants et l'attribution de ressources [19].

Canal	Direction	Fonction
RACH (Random Access Channel)	Voie montante (UP)	Utilisé par le mobile pour envoyer une demande d'accès au réseau, notamment lors de l'initiation d'un appel ou de l'enregistrement. Etant un canal à accès multiple, plusieurs terminaux peuvent l'utiliser simultanément.
PCH (Paging Channel)	Voie descendante (DL)	Ce canal permet au réseau de signaler à un terminal qu'un appel ou un message lui est destiné. Il est utilisé pour les appels entrants ou les SMS.
AGCH (Access Grant Channel)	Voie descendante (DL)	Une fois la demande du terminal accepté via le RACH, ce canal transmet les informations d'attribution d'un canal dédié (TCH ou SDCCH) au mobile.

Tableau I-5: Les Canaux De Contrôle Communs Et Leur Fonction

c. Canaux de contrôle dédié (DCCH) :

Après l'établissement d'une connexion, ces canaux permettent au réseau de gérer la communication et la signalisation continue avec le terminal [19].

Canal	Direction	Fonction
SDCCH (Standalone)	Voie montante (UP)/	Il est utilisé pour les procédures comme l'enregistrement, la mise à jour de localisation, la configuration d'un appel, ou

Dedicated Control Channel)	descendante (DL)	encore la transmission de SMS , avant l'assignation d'un canal de trafic.
SACCH (Slow Associated Control Channel)	Voie montante (UP)/ descendante (DL)	Ce canal accompagne les communications actives pour transmettre des informations continues de gestion , comme le contrôle de puissance , le timing advance , et les mesures de signal .
FACCH (Fast Associated Control Channel)	Voie montante (UP)/ descendante (DL)	En cas d'urgence ce canal prend temporairement la place du canal de trafic pour transmettre rapidement des instructions critiques , comme des ordres immédiats du réseau .

Tableau I-6: Les Canaux De Contrôle Dédié Et Leur Fonction

I.6.3.1.3 Les canaux physique :

Chaque canal physique en GSM correspond à un Time slot particulier dans chaque Trame TDMA, permettant ainsi la transmission des données ou des signalisations des canaux logique lesquels sont mappé sur les canaux physique [17].

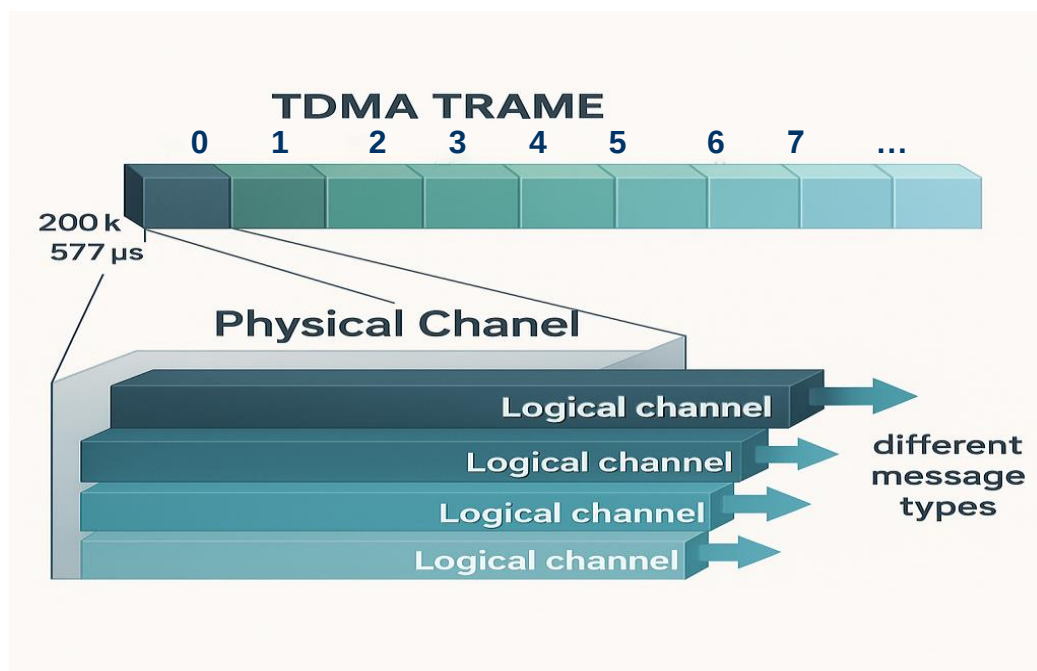


Figure I-14: La Relation Entre Les Canaux Physiques Et Logiques

I.6.4 Multiplexage Des Canaux Logiques Sur Les Canaux Physiques :

❖ La trame TDMA :

Elle comprend huit timeslots, chacun représentant un canal physique. Chaque timeslot dure 0,577 millisecondes, ce qui donne une trame TDMA de 4,62 millisecondes au total. Les informations étant envoyées sous forme de bursts, on exprime souvent la durée d'un timeslot en BP (Burst Period), soit une période correspondant à un timeslot [17].

❖ Multitrame de 26 trames TDMA :

Ce type de multitrame correspond à une séquence de 26 trames TDMA, soit 26×8 BP, ce qui équivaut à un **cycle de 120 millisecondes**. Il est utilisé dans la définition des canaux TCH/F et TCH/H [17].

❖ Multitrame de 51 trames TDMA :

Cette multitrame est composée de 51 trames TDMA consécutives, soit 51×8 BP. Elle est utilisée pour structurer les TCH/F, TCH/H ainsi que les canaux de contrôle communs [17].

❖ Supertrame :

La supertrame est formée par une séquence de 51 groupes de 26 trames TDMA, soit une durée totale d'environ 6,12 secondes. Elle représente le cycle minimal dans lequel la structure complète des canaux se répète [17].

❖ Hyper trame :

L'hypertrame correspond à la période de numérotation complète. Elle est constituée de $2048 \times 51 \times 26 \times 8$ périodes de salve (BP), ce qui équivaut à 3 heures, 28 minutes, 53 secondes et 760 millisecondes [17].

C'est un multiple de tous les cycles précédents, ce qui en fait la référence principale pour les transmissions radio, notamment pour les fonctions de saut de fréquence et de chiffrement.

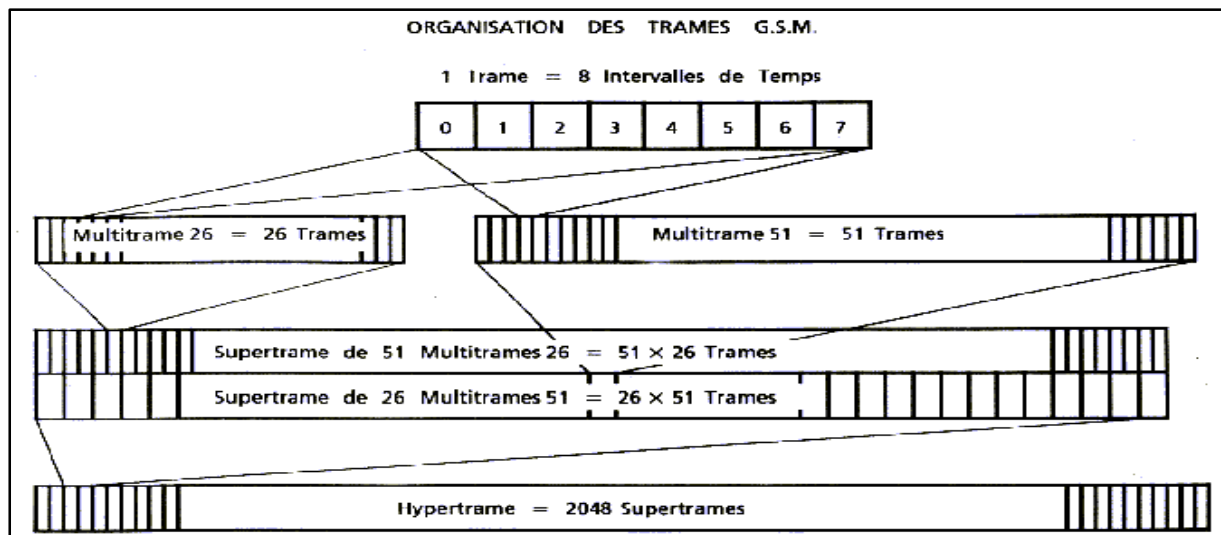


Figure I-15: structure hiérarchique de la trame de réseau GSM [20]

I.7 Les Approches De Localisation Sans Fils :

I.7.1 Introduction Aux Techniques De Localisation Sans Fils :

La localisation des objets, être humain ou leur position est devenue une technologie moderne incontournable, non seulement pour exploiter efficacement les données collectées, mais aussi pour assurer le bon fonctionnement du réseau, notamment en ce qui concerne le routage géographique, la couverture des zones ciblées ou encore l'agrégation des informations [21].

De nombreuses solutions de localisation automatique ont été développées, s'appuyant sur des technologies variées. Ces systèmes présentent des caractéristique très diverses, car ils sont généralement conçus pour répondre à des besoins spécifiques tels que : la localisation des terminaux mobile en situation post catastrophe, localisation des personnes âgées dans un habitat intelligent, celle des avions disparue et ainsi que de nombreuse autres usages utiles qui facilitent les opérations de la recherche tout en réduisant le temps nécessaire.

I.7.2 Système de localisation sans fils :

Les systèmes de localisation sans fil reposent sur différentes technologies permettant d'estimer la position d'un objet ou d'un terminal mobile dans divers environnements. Chaque technologie présente des avantages et des limites selon les conditions d'utilisation. Les systèmes sans fil les plus couramment utilisé pour la localisation sont illustrés dans la figure ci-dessous :

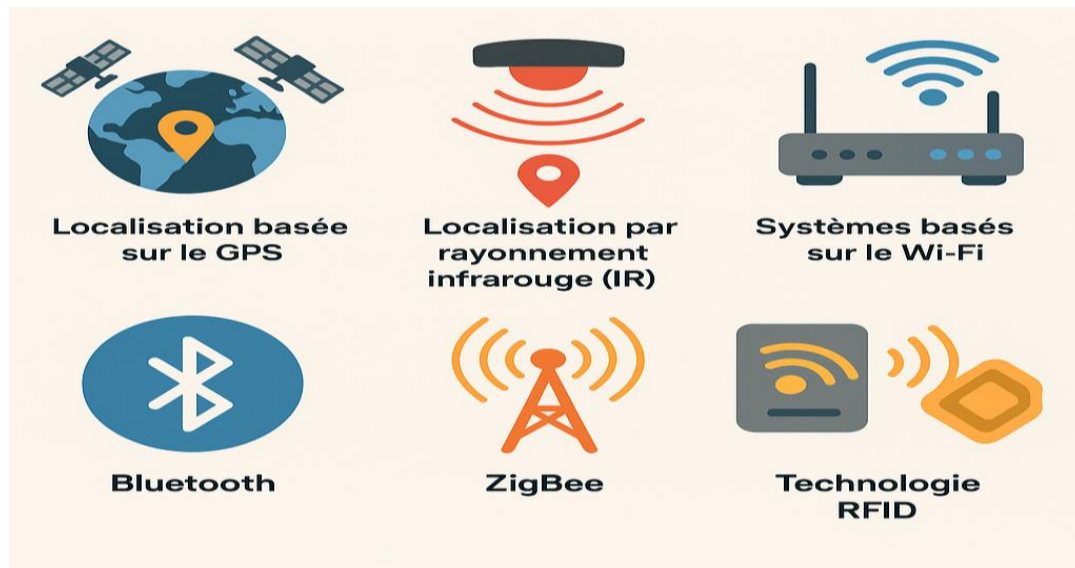


Figure I-16 : Système De Localisation Sans Fil

I.7.2.1 Localisation Basée Sur Le GPS :

Le GPS (Global Positioning System) est le système de radionavigation le plus utilisé au monde pour déterminer la position d'objet, en particulier en extérieur. Il repose sur la transmission en continu les informations nécessaires au calcul la position. Grâce à la mesure de la distance entre le récepteur et plusieurs satellites la position peut être estimée avec une précision de 5 à 15 mètres. Il peut être amélioré par le GPS différentiel (DGPS), mais ça reste inefficace en intérieur [22].

I.7.2.2 Zig Bee :

Le Zig Bee est une norme PAN/LAN de communication sans fil conçue pour des applications nécessitant une faible consommation d'énergie et un débit limité, comme dans les maisons intelligentes. La localisation se fait généralement par des méthodes d'approximation et de temps d'arrivée TOA, en utilisant la puissance du signal reçu RSSI entre un terminal et plusieurs nœuds de référence.

I.7.2.3 Localisation Par rayonnement Infrarouge (IR) :

Les systèmes IR utilisent le spectre infrarouge pour détecter ou suivre des objets ou des personnes. Ces systèmes sont intégrés dans des dispositifs filaires ou sans fil tels que les téléphones mobiles, les assistants personnels PDA ou les téléviseurs [22].

I.7.2.4 Technologie RFID :

La RFID (Radio Fréquence Identification) est utilisée pour stocker et lire des données via une transmission électromagnétique entre une radio-étiquette (tag) et un lecteur. Cette

technologie permet une localisation symbolique par proximité, mais elle peut aussi offrir une localisation plus précise selon les méthodes employées [22].

I.7.2.5 Système Basé Sur BLE (Bluetooth Low Energy) / Système Basé Sur Bluetooth Classique :

- **Système Basé Sur BLE (Bluetooth Low Energy) :**

Le Bluetooth Low Energy (BLE) est une version optimisée du Bluetooth classique, conçue pour fonctionner avec une consommation énergétique réduite. Il a été mis au point par le Bluetooth Special Interest Group afin de permettre des échanges de données simples tout en préservant l'autonomie des appareils [23].

La localisation par BLE repose principalement sur l'utilisation de balises (beacons) : de petits dispositifs sans fil, alimentés par batterie, qui émettent régulièrement des paquets de publicité détectables par les terminaux mobiles à proximité. Pour la localisation en intérieur, ces balises utilisent souvent le protocole iBeacon développé par Apple [23].

Le BLE s'est imposé comme une solution populaire pour la géolocalisation en intérieur, notamment grâce à l'intégration systématique du BLE dans les smartphones modernes et le coût réduit du déploiement de balises BLE, y compris en grand nombre [23].

La localisation BLE repose essentiellement sur des mesures de puissance du signal reçu (RSS), déclinées en trois approches principales présentées dans le tableau suivant :

Technique	Principe	Objectif
Fingerprinting RSS	Créer une carte d'empreintes des signaux mesurés à différents points de l'environnement.	Comparer les signaux reçus en temps réel avec la base de données enregistrée.
Ranging RSS	Utiliser un modèle de perte de signal pour estimer la distance en fonction du RSS.	Calculer la distance entre le terminal et la balise.
Détection de proximité	Déterminer la balise la plus proche en analysant les niveaux de signal.	Obtenir une position approximative basée sur la balise dominante.

Tableau I-7: les méthodes de localisation via le BLE.

- **Système basé sur Bluetooth Classique :**

Le Bluetooth Classique, aussi désigné par l'appellation BR/EDR (Basic Rate/Enhanced Data Rate), constitue une norme de communication sans fil conçue pour des échanges de données continus sur de courtes distances. Fonctionnant dans la bande de fréquence ISM à 2,4 GHz. Cette technologie permet notamment le transfert de fichiers, la diffusion audio ou la transmission vocale, grâce à un débit pouvant atteindre jusqu'à 3 Mbps en mode EDR. Elle se distingue par sa capacité à maintenir des connexions actives et stables, adaptées aux flux de données en temps réel [24] [25].

La requête d'inquiry est un mécanisme de découverte utilisé par un appareil Bluetooth central pour détecter les dispositifs à proximité sans connaissance préalable de leur identité. Elle consiste à émettre un paquet d'inquiry sur des canaux réservés, en utilisant une adresse générale non ciblée. Les appareils Bluetooth configurés en mode découvrable écoutent ces canaux et, lorsqu'ils reçoivent une requête d'inquiry, ils répondent en envoyant un message de réponse contenant leur adresse Bluetooth complète, leur nom et la puissance du signal reçu (RSSI). Ce processus permet à l'initiateur d'identifier les appareils présents dans son environnement radio et de recueillir les informations nécessaires à une éventuelle connexion [26].

Le système de localisation basé sur le Bluetooth Classique exploite ce mécanisme de découverte pour identifier la présence d'appareils dans l'environnement immédiat. En analysant les réponses obtenues à la suite des requêtes d'inquiry, il devient possible non seulement de repérer les dispositifs détectables, mais également d'estimer leur position relative. Cette estimation repose sur l'exploitation de la puissance du signal reçu (RSSI), incluse dans les réponses, qui permet d'inférer une distance approximative entre l'émetteur et le récepteur.

- **La différence entre le BLE et le Bluetooth classique :**

Critère	Bluetooth Classique (BR/EDR)	Bluetooth Low Energy (BLE)
Méthode de détection	Requête Inquiry	Basé sur beacons
Mode passif disponible	Scan actif nécessaire	L'émetteur se signale automatiquement
Portée	~10 mètres (typique)	Jusqu'à 100 mètres

Débit	Jusqu'à 3 Mbps	125 kbps à 2 Mbps
Version des appareils	v2.0 à v3.0	v4.0 à v5.3 et plus

Tableau I-8: Tableau Comparatif Des Deux Technologies Du Bluetooth

De manière générale, bien que les deux technologies permettent la détection et la localisation d'appareils à proximité, elles reposent sur des approches fondamentalement différentes. Le Bluetooth Classique utilise une méthode active et centrée sur l'interrogation, nécessitant que les appareils cibles soient en mode découvrable et répondent explicitement aux requêtes. À l'inverse, le BLE adopte une stratégie passive, fondée sur la diffusion périodique de paquets publicitaires.

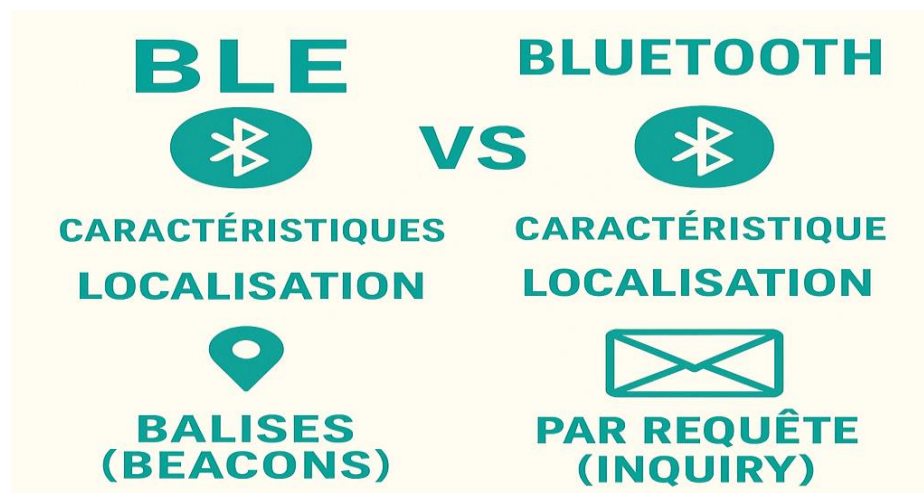


Figure I-17: Méthodes de localisation selon les deux technologies Bluetooth

I.7.2.6 Système Basé Sur Wi-Fi :

Le Wi-Fi basé sur la norme IEEE 802.11 est la technologie la plus couramment utilisée pour créer des réseaux locaux sans fil (WLAN) dans les environnements professionnels et résidentiels. Il exploite principalement les bandes de fréquence 2,4 GHz et 5 GHz, organisées en canaux de 20 MHz [23].

Le WIFI est le protocole de communication sans fil qui permet la localisation en intérieur et bien qu'en extérieur, et la majorité des recherches en localisation via Wi-Fi s'appuient sur

Chapitre I Les réseaux cellulaires et les approches de localisation sans fil

des cartes d'empreintes radio ou ce qui est appelé la fingerprinting maps, qui associent des mesures de signal à des emplacements physiques connus [23].

On distingue principalement trois méthodes :

Technique	Principe	Objectif
RSS (Received Signal Strength)	Mesure de la puissance du signal reçu.	Estimer la position à partir des variations de puissance du signal.
CSI (Channel State Information)	Utilisation des informations détaillées du canal, y compris les trajets multiples.	Obtenir une localisation plus précise et stable dans un environnement complexe.
FTM (Fine-Timing Measurement)	Mesure du temps aller-retour (RTT) des signaux pour estimer la distance.	Déterminer la distance entre l'émetteur et le récepteur avec une précision élevée.

Tableau I-9: Les méthodes de localisation via le WIFI

Dans un contexte post-catastrophe, les infrastructures de communication sont souvent indisponibles ou partiellement détruites, rendant l'accès aux réseaux mobiles ou aux points d'accès Wi-Fi impraticable. Ce scénario critique exclut donc toute méthode de localisation nécessitant une connectivité active ou une infrastructure existante. Face à cette contrainte, la localisation via les probe requests Wi-Fi s'impose comme une solution pertinente.

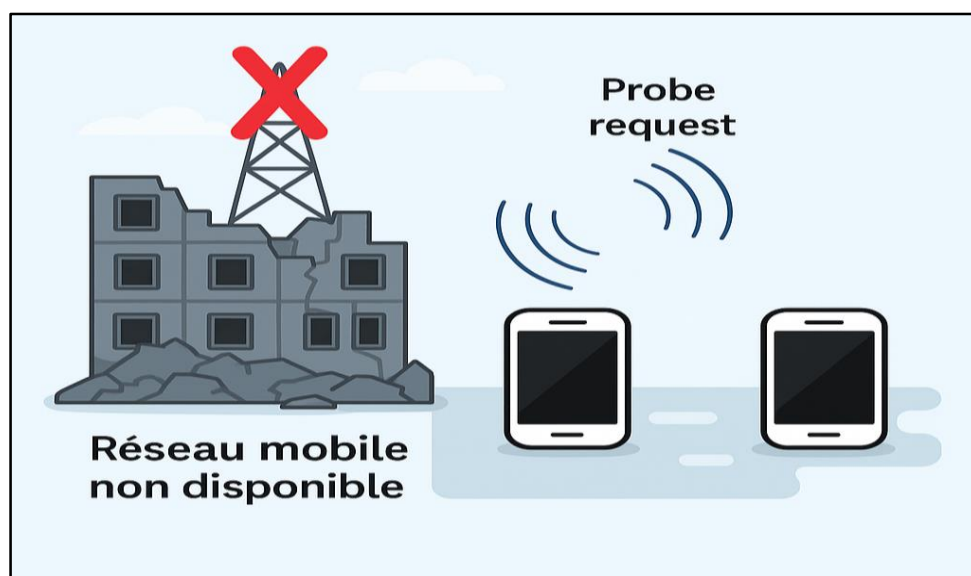


Figure I-18: Localisation par système WIFI

- **Définition de la probe request WIFI :**

Une probe request Wi-Fi est une trame de gestion envoyée de manière périodique par un terminal mobile lorsqu'il cherche à détecter les réseaux sans fil à proximité. Elle permet à l'appareil d'identifier les points d'accès disponibles en vue d'une éventuelle connexion. Un appareil équipé du Wi-Fi envoie régulièrement des requêtes de sonde, que celui-ci soit connecté à un réseau ou non [27].

La détection de ces requêtes de sonde peut être réalisée à l'aide de cartes Wi-Fi configurées en mode moniteur, ce qui permet d'estimer approximativement la position d'un appareil ou d'une personne [28].

I.8 Modèle D'estimation De Distance :

I.8.1 ToA / ToF (Temps d'Arrivée / Temps de Vol) :

La méthode ToA repose sur la corrélation entre la distance parcourue par un signal et le temps qu'il met à la traverser. Le principe est simple : en multipliant le temps de propagation par la vitesse du signal, on peut estimer la distance entre l'émetteur et le récepteur :

$$\text{Distance} = \text{temps} * \text{vitesse} \quad (I-1)$$

Dans le cas des ondes radio, cette vitesse est approximativement est 3×10^8 m/s (la vitesse de la lumière dans l'air). Pour atteindre un bon niveau de précision, la méthode ToA requiert des horloges très précises sur les deux dispositifs (émetteur et récepteur), notamment lorsqu'on travaille avec des signaux électromagnétiques à grande vitesse. Ce type de technique est d'ailleurs utilisé dans des systèmes comme le GPS, qui nécessitent une synchronisation rigoureuse.

Lorsque des ondes acoustiques (par exemple les ultrasons) sont utilisées à la place des ondes radio, les contraintes sur la précision temporelle sont réduites, car leur vitesse est bien plus faible. Cependant, leur propagation dépend de facteurs environnementaux tels que la température et l'humidité, ce qui peut affecter la fiabilité des mesures [29].

I.8.2 TDoA (Différence de Temps d'Arrivée) :

La méthode TDoA est utilisée dans des configurations où chaque capteur est équipé à la fois d'un microphone et d'un haut-parleur. Certains systèmes exploitent des ultrasons, tandis que d'autres utilisent des fréquences audibles.

Cette technique repose sur la différence entre les temps d'arrivée de plusieurs types de signaux, en partant du principe que leurs vitesses de propagation respectives sont connues. Par exemple, un capteur A peut émettre d'abord un signal radio, suivi d'un signal sonore.

En mesurant l'écart temporel entre la réception des deux signaux, un capteur B est capable d'estimer la distance qui le sépare de l'émetteur [29].

I.8.3 AoA / DoA (Angle d'arrivée/ Direction d'arrivée) :

La méthode AoA permet d'évaluer l'angle d'arrivée d'un signal, plutôt que la distance entre deux dispositifs. Chaque capteur est équipé de plusieurs antennes disposées de manière à déterminer la direction d'où provient un signal émis par un autre capteur voisin. L'angle mesuré est alors référencé par rapport à un axe propre au capteur.

Dans certains cas, si le capteur intègre une boussole électronique, cet angle peut être exprimé par rapport aux points cardinaux (nord, sud, est, ouest), ce qui facilite le repérage dans l'espace global du système [29].

I.8.4 Puissance de signal RSSI :

Le RSSI ou Received Signal Strength Indicator désigne une mesure de la puissance d'un signal capté par une antenne ou un capteur. Il permet d'estimer l'intensité du signal reçu, généralement exprimée en dBm (décibels milliwatt).

Cette mesure est largement utilisée dans les systèmes de radiolocalisation, notamment en raison de sa simplicité et de son faible coût de mise en œuvre. Toutefois, sa précision peut être altérée par les conditions du canal de propagation. Par exemple, dans un environnement intérieur, les signaux radio peuvent être réfléchis, diffractés ou réfractés par des éléments comme les murs, les meubles ou les personnes en mouvement, ce qui crée des multiples trajets perturbant la stabilité du signal.

Le RSSI reste une méthode très répandue pour la localisation, qu'il s'agisse de contextes urbains, ruraux ou en intérieur. Néanmoins, sa principale limite réside dans la perte de précision due aux interférences multiples dans l'environnement.

Le RSSI reflète la perte d'énergie subie par un signal durant sa transmission. La valeur de RSSI est directement liée au niveau d'atténuation : plus cette valeur est faible, plus l'atténuation est réduite [30].

La mesure de distance à l'aide du RSSI repose généralement sur deux approches :

- ❖ Une approche empirique.
- ❖ Une approche théorique.
- **Approche empirique :**

On constitue une base de données hors ligne à partir de mesures de RSSI associées à des distances connues entre nœuds. Lors de la localisation d'un nœud inconnu, on compare le RSSI mesuré à cette base pour estimer la position [30].

- **Approche théorique :**

Repose sur un modèle de propagation du signal. Elle consiste à identifier les paramètres spécifiques à l'environnement dans un modèle de perte, puis à insérer la valeur de RSSI mesurée afin d'en déduire la distance [30].

L'approche empirique nécessite beaucoup de mesures sur le terrain, ce qui en limite la précision si le nombre de nœuds ou les mesures sont insuffisants. L'approche théorique, en s'appuyant sur des mesures précises de RSSI, permet de mieux refléter les conditions réelles et d'améliorer la précision de la localisation [30].

I.8.4.1 Modèles théoriques couramment utilisés avec le RSSI :

Les modèles théoriques les plus utilisés pour le calcul de distance à partir du RSSI sont :

- Le modèle de perte de chemin en espace libre.
- Le modèle log-normal avec ombrage, également appelé Shadowing Model.

a) Modèle en espace libre :

Ce modèle décrit un scénario idéal où le signal se propage sans obstacle ni réflexion. L'énergie transmise dépend uniquement de la distance de propagation. La relation entre la perte de puissance et la distance s'exprime ainsi [30]:

$$Perte = 32,44 + 10 \cdot n \cdot \log_{10}(d) + 10 \cdot n \cdot \log_{10}(f) \quad (I-2)$$

Avec :

- **d** : distance de transmission (en mètres).
- **f** : fréquence du signal (en MHz).
- **n** : facteur d'atténuation lié à l'environnement.

b) Modèle log-normal avec ombrage :

Dans les environnements réels (intérieurs, industriels...), il faut prendre en compte les obstacles, les interférences et l'absorption. Dans ce contexte, la distribution de l'atténuation suit une loi log-normale. Le modèle de perte s'écrit [30] :

$$PL(d) = PL(d_0) + 10 \cdot n \cdot \log_{10}(d/d_0) + X\sigma \quad (I-3)$$

Avec :

- **PL (d)** : perte de signal à la distance d.
- **PL (d₀)** : perte mesurée à une distance de référence d₀.
- **n** : indice de perte propre à l'environnement.
- **Xσ** : facteur aléatoire représentant les variations dues à l'environnement.

❖ Les formules de calcul de RSSI d'estimation de distance :

Le RSSI se base sur le fait que la puissance du signal radio diminue avec la distance, ce qui nous amène au Path loss qui est l'atténuation que le signal va subir durant tout le chemin qu'il va parcourir entre deux points [31]. Peut être déterminée par [30]:

$$RSSI = P_t - PL(d) \quad (I-4)$$

Où :

- **P_t** : puissance d'émission du signal.
- **P_L(d)** : perte du signal à la distance d.

On peut exprimer la valeur de référence A comme :

$$A = P_t - P_L(d). \quad (I-5)$$

Le modèle de perte de chemin, appliqué à une distance réelle d (en mètres), s'exprime par [30]:

$$Pr(d) = Pr(d_0) - 10 \cdot n \cdot \log_{10}(d/d_0) - X\sigma. \quad (I-6)$$

Dans cette équation :

- **Pr(d)**: représente la puissance du signal reçue à la distance d.
- **Pr(d₀)** : désigne la puissance reçue à une distance de référence d₀.
- **Xσ** : est une variable aléatoire suivant une loi normale de moyenne nulle et d'écart-type $X\sigma \sim N(0, \sigma^2)$.

En posant la distance de référence d₀=1mètre et en combinant les équations précédentes, on peut en déduire [30]:

$$RSSI = A - 10 \cdot n \cdot \log_{10}(d/d_0) - X\sigma \quad (I-7)$$

Lorsqu'on considère le RSSI comme une valeur moyenne issue de plusieurs mesures (et donc que le bruit Xσ est négligé), la formule se simplifie ainsi [30] [31] :

$$RSSI = A - 10 \cdot n \cdot \log_{10}(d) \quad (I-8)$$

En inversant cette relation, on peut estimer la distance d [30] [31] :

$$d = 10^{((A - RSSI) / (10 \cdot n))} \quad (I-9)$$

Où :

- **d** : distance estimée entre l'émetteur et le récepteur exprimé en mètre.
- **A** : Puissance reçue de référence à 1 mètre.

- **RSSI** : puissance du signal reçue.
- **n** : Exposant d'atténuation ou facteur de perte.

❖ Valeurs typiques du facteur n selon l'environnement :

Type d'environnement	Valeur typique de n	Description
Espace libre (sans obstacle)	n=2	Zone dégagée sans obstruction (ex. : champ ouvert, ligne de vue).
Espace avec obstacles modérés	n=3 à n=4	Bureaux, maisons, zones urbaines avec murs.
Espace fortement obstrué	n=5 à n=6 et plus	Entrepôts, environnements industriels denses, plusieurs étages.

Tableau I-10: Les Valeurs De L'exposant D'atténuation Dans Différent Espaces

❖ Valeurs RSSI en cas de détection de signal :

RSSI (dBm)	Interprétation	Situation
≥ -30 dBm	Signal très fort	Dispositif très proche (≤ 1 mètre), détection immédiate
-40 à -50 dBm	Signal fort	Environnement dégagé, présence dans la même pièce
-51 à -60 dBm	Signal bon	Détection à quelques mètres (Wi-Fi/Bluetooth stables)
-61 à -70 dBm	Signal modéré	Présence détectée dans une zone adjacente, mur fin
-71 à -80 dBm	Signal faible	Détection possible mais instable, obstacle intermédiaire
-81 à -90 dBm	Signal limité	Signal faiblement détecté à distance ou avec obstacles
< -90 dBm	Signal fiable ou bruité	Signal très instable ou inexistant

Tableau I-11: Les Différentes Valeurs De RSSI

I.9 Conclusion :

Ce chapitre a permis d'introduire les concepts fondamentaux des réseaux cellulaires ainsi que les principales techniques de localisation sans fil. Bien que les réseaux cellulaires soient omniprésents dans les systèmes de communication modernes, leur utilisation en tant que

support de localisation devient limitée dans les zones sans couverture réseau appelées zones blanches. Ce contexte critique typique de situations post-catastrophe impose le recours à des technologies alternatives plus autonomes. Parmi les différentes approches de localisation sans fil, celles utilisant le Wi-Fi et le Bluetooth Low Energy (BLE) se distinguent par leur disponibilité dans la majorité des terminaux mobiles actuels, ainsi que par leur faible coût de mise en œuvre. Ces technologies permettent une localisation basée sur le RSSI qui consiste à estimer la distance en fonction de la puissance du signal reçu. Bien que cette méthode soit sensible aux perturbations environnementales elle reste particulièrement adaptée à des scénarios sans infrastructure réseau car elle ne nécessite ni point d'accès fonctionnel ni communication active de la part de l'utilisateur.

Le deuxième chapitre présente une introduction générale à l'intelligence artificielle, en mettant l'accent sur les approches d'apprentissage automatique. Il aborde notamment les réseaux de neurones, et plus particulièrement les modèles LSTM, utilisés dans ce projet pour la localisation. Ce cadre théorique servira de base à la mise en œuvre du modèle de prédiction.

Chapitre II
Généralité Sur l'Intelligence
Artificielle

II.1 Introduction :

Depuis ses débuts, l'informatique classique a radicalement transformé la société en automatisant le calcul, la gestion de données et la communication de l'information. Néanmoins, malgré ses performances remarquables, l'informatique traditionnelle restait limitée à l'exécution d'instructions prédéfinies, sans capacité d'adaptation ou de prise de décision autonome.

Face à ces limites, l'idée d'équiper les machines de compétences comparables à l'intelligence humaine a émergé. Cette ambition, longtemps considérée comme une aspiration irréaliste, a pourtant captivé l'imagination des scientifiques et ingénieurs, ouvrant la voie au développement de l'Intelligence Artificielle (IA). Ce domaine révolutionnaire cherche non seulement à automatiser des tâches, mais également à simuler des processus cognitifs tels que l'apprentissage, le raisonnement, la perception et la prise de décision autonome.

L'émergence de l'IA marque ainsi une transition majeure de l'informatique basée sur des programmes statiques vers des systèmes capables d'apprendre, de s'adapter et de prendre des décisions de manière autonome, bouleversant profondément les fondements mêmes de l'ingénierie logicielle.

Aujourd'hui, l'IA joue un rôle fondamental dans l'analyse et le traitement des données massives, permettant d'extraire des modèles cachés, de réaliser des prédictions complexes et de soutenir la prise de décision dans des environnements dynamiques [32].

L'impact de l'IA s'étend à une multitude de secteurs :

- Dans les télécommunications, elle permet l'optimisation des réseaux, la prédiction des défaillances et l'amélioration de la qualité de service.
- En matière de localisation, l'IA améliore la précision des estimations de position en exploitant des signaux ambigus tels que le RSSI.
- Dans le secteur de la santé, elle révolutionne le diagnostic médical, le suivi personnalisé des patients et la découverte de nouvelles thérapies.

Ce chapitre a pour objectif de présenter une vue d'ensemble des concepts fondamentaux de l'intelligence artificielle, de retracer son évolution historique et d'exposer les principales techniques ayant contribué à son développement. Il préparera ainsi le terrain pour l'étude des

applications spécifiques de l'IA dans le contexte du sauvetage et de la localisation de victimes en situation de catastrophe.

II.2 Définition Et Principes De l'Intelligence Artificielle :

Intelligence artificielle est un groupe d'algorithmes utilisables afin que les machines puissent analyser des données, décider par elles-mêmes des actions adaptées à divers contextes, ainsi que modifier leur comportement après avoir reçu des informations.

IA en utilisant des mécanismes créant des stratégies d'apprentissage, permet la découverte des écueils, il permet de l'optimisation des façons de procéder et de suggérer des solutions adéquates pour des problèmes importants. Qu'à niveau personnel ou professionnel, l'IA représente un véritable levier stratégique, non seulement en termes de productivité de gains mais en réponse à des défis diverses et variés.

L'IA, nécessite un contrôle et une éthique drastique de mise en œuvre pour assurer la sécurité, l'équité et le bien-être du futur système intelligent.

Parmi les branches principales de l'IA les principales technologiques on :

- L'apprentissage automatique (ML), qui consiste dans la mise en place de modèles visant à améliorer leurs performances via les nouvelles données pour apprendre.
- L'apprentissage profond (DL), inspiré du fonctionnement du cerveau humain pour créer de l'apprentissage hiérarchisé qui, au moyen de plusieurs couches, permet de traiter des quantités massives d'informations [33].

Bien que des progrès importants aient été réalisés ces dernières années, le développement des systèmes d'IA de vrais vecteurs performants demeure un défi technique majeur, l'exercice de la communauté scientifique à travers la perception variée en minimisant ses algorithmes, ses implications en termes d'efficacité énergétique et de généralisation de ses modèles.

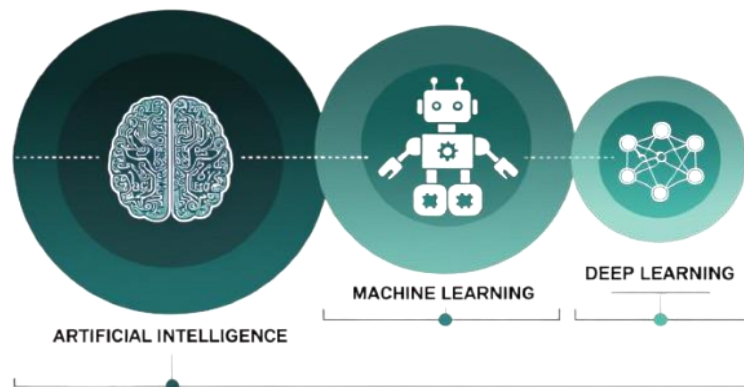


Figure II-1 : Schéma De L'intelligence Artificielle

II.3 Historique :

Bien que l'intelligence artificielle fasse aujourd'hui l'objet d'un engouement croissant, il convient de rappeler que ce domaine s'inscrit dans une histoire riche et complexe. Dès ses origines, l'IA a évolué selon deux grandes orientations : l'une cherchant à formaliser le raisonnement logique à l'aide de machines, l'autre s'inspirant du fonctionnement des réseaux neuronaux biologiques pour imiter la cognition humaine. Afin d'en illustrer l'évolution de manière synthétique, le tableau suivant présente les grandes étapes qui ont marqué l'histoire de l'IA [34] [35] :

Année	Événement	Importance
1950	Alan Turing propose le Test de Turing	Première tentative de définir une machine intelligente
1956	Conférence de Dartmouth	Naissance officielle du domaine de l'IA
1958	Création du Perceptron par Frank Rosenblatt	Premier modèle de réseau de neurones artificiels
1966	Développement d'ELIZA par Joseph Weizenbaum	Premier chatbot simulant une conversation humaine
1974-1980	Première hiver de l'IA	Réduction du financement et de l'intérêt pour l'IA
1980	Début des systèmes experts	Utilisation de l'IA pour des applications spécifiques
1997	Deep Blue bat le champion du monde d'échecs Garry Kasparov	Première victoire d'une machine dans un jeu complexe

2012	Victoire d'AlexNet au concours ImageNet	Révolution dans la reconnaissance d'images grâce au dl
2016	AlphaGo de DeepMind bat le champion du monde de Go	Exploit majeur dans un jeu stratégique
2022	Lancement de ChatGPT par OpenAI	Démocratisation de l'IA conversationnelle
2024	Entrée en vigueur de l'Artificial Intelligence Act dans l'UE	Première régulation complète de l'IA en Europe

Tableau II-1 : L'évolution de l'IA

II.4 Les Techniques De L'Intelligence Artificielle :

L'ère où les machines s'arrêtaient à la répétition des instructions est révolue. Les machines apprennent et se mettent à travailler différemment en fonction des données dont elles sont exécutées, c'est la raison même de ce qui fait l'épanouissement de cette époque qui repose sur les deux leviers essentiels de l'intelligence artificielle contemporaine, à savoir l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond.

II.4.1 Apprentissage Automatique :

L'apprentissage automatique peut être vu comme un esprit numérique qui progresse avec l'expérience. Chaque donnée reçue devient une source d'enseignement, chaque erreur une opportunité d'apprentissage. Contrairement à un programme qui suit des instructions figées, ce système observe, analyse et ajuste sa manière de fonctionner en permanence. D'abord novice, il devient progressivement plus compétent en s'exerçant sur des exemples concrets. Ce processus transforme radicalement la manière dont les machines interagissent avec l'information elles ne se contentent plus d'exécuter des ordres, elles apprennent à reconnaître des schémas, à prendre des décisions et à s'adapter. Pour mieux comprendre cette dynamique, il est essentiel d'explorer les différents types d'apprentissage qui forment les fondations de la machine. [36]

II.4.1.1 Types D'apprentissage Automatique :

L'ensemble du L'apprentissage automatique regroupe différents types de méthodes, lesquelles permettront au modèle de s'auto apprendre. L'approche diffère en fonction des types

et quantités de données utilisées pour l'apprentissage de l'identité. Les types d'apprentissage recensés sont :

II.4.1.1.1 Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé consiste à entraîner un modèle à partir d'exemples déjà connus, c'est-à-dire des données pour lesquelles on connaît la réponse. C'est un peu comme si l'on apprenait avec un professeur : il donne des exemples précis, et petit à petit, on apprend à en tirer des règles générales pour faire des prédictions sur de nouveaux cas. Ce type d'apprentissage est utilisé dans deux grands cas :

- La régression, quand on cherche à prédire une valeur numérique (comme le prix moyen d'une maison).
- La classification, quand on cherche à identifier une catégorie (comme reconnaître le type d'une fleur à partir de ses dimensions).

Grâce à cette méthode, la machine apprend à relier les données aux réponses attendues, pour ensuite faire de bonnes prédictions sur des données inédites comme le montre la figure suivante [33] :

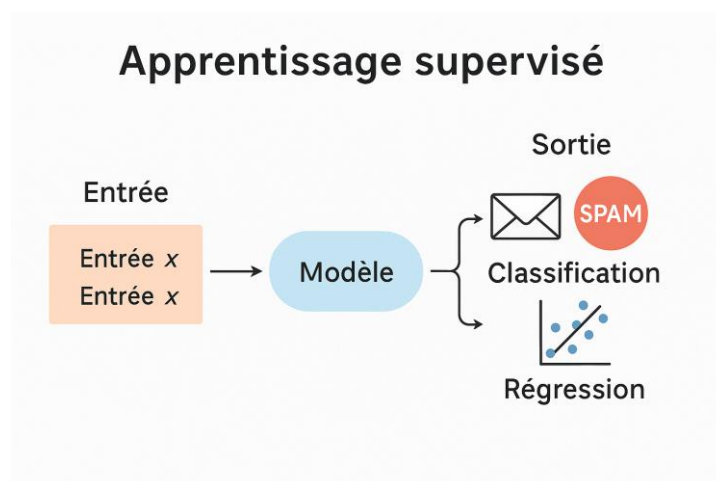


Figure II-2: Structure Générale D'apprentissage Supervisé

II.4.1.1.2 Apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé se produit lorsqu'un algorithme essaie de comprendre des données sans avoir la moindre indication sur ce qu'il doit chercher. Contrairement à l'apprentissage supervisé, ici, on ne lui fournit pas les bonnes réponses à l'avance. Il doit donc explorer les données par lui-même et découvrir les structures ou les regroupements cachés.

C'est un peu comme lorsqu'on trie des objets qu'on ne connaît pas encore : on les rassemble par ressemblances, sans savoir exactement à quoi ils servent. L'algorithme fonctionne de la même manière : il observe les ressemblances entre les données et les organise de façon cohérente.

Ce type d'apprentissage est souvent utilisé dans :

- Le regroupement automatique (clustering), pour regrouper des éléments similaires.
- La réduction de dimensions, pour simplifier des données complexes tout en gardant ce qui est important [36].

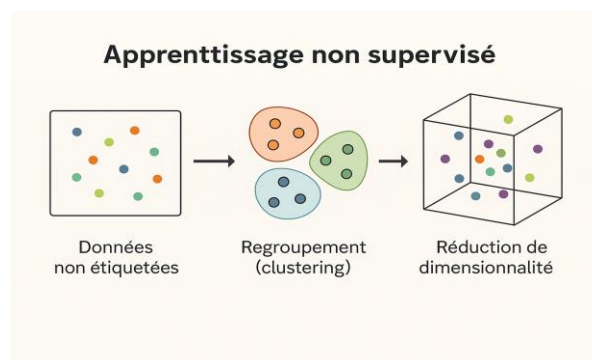


Figure II-3: Principe de l'apprentissage non supervisé

II.4.1.1.3 Apprentissage semi-supervisé

L'apprentissage semi-supervisé est une méthode hybride qui combine des données annotées et non annotées pour former un modèle. Dans ce cadre, une petite quantité de données étiquetées est utilisée comme guide, tandis que le reste du jeu de données, non étiqueté, sert à repérer des motifs ou des structures. Cette approche est particulièrement utile lorsque l'étiquetage manuel est coûteux ou fastidieux. Elle permet aux algorithmes d'apprendre efficacement tout en réduisant la dépendance aux annotations humaines, en facilitant notamment la classification ou la réduction de dimension dans des contextes complexes [33].

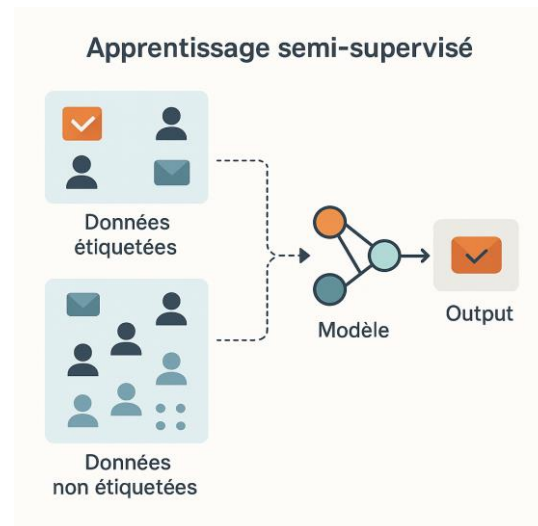


Figure II-4: Schéma Hybride De L'apprentissage Semi-Supervisé

II.4.1.2 Apprentissage Par Renforcement :

Dans l'apprentissage par renforcement, l'algorithme n'a pas d'exemples déjà étiquetés à suivre, mais il apprend à partir des conséquences de ses propres décisions. À chaque action qu'il effectue, il reçoit un retour : une récompense s'il agit correctement, ou une pénalité s'il se trompe. Ce type d'apprentissage ressemble beaucoup à ce que nous vivons en tant qu'êtres humains on apprend souvent par essais et erreurs. En faisant une erreur, on en subit les conséquences, ce qui nous pousse à faire mieux la fois suivante. C'est cette logique qui permet à une machine d'apprendre à prendre des décisions dans des environnements dynamiques [33].

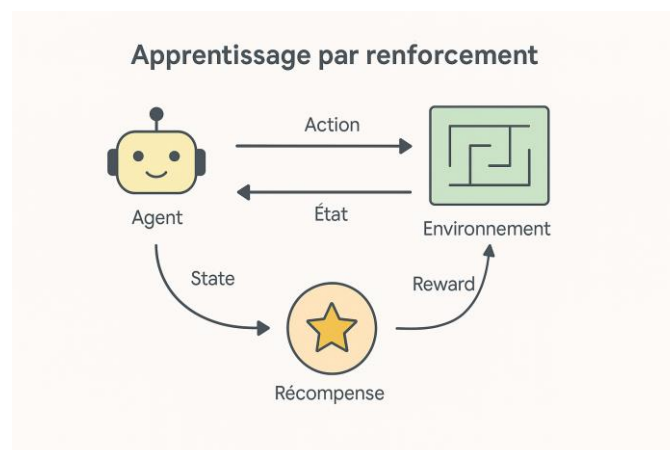


Figure II-5: Boucle décisionnelle dans un système de renforcement

Si les types classiques de l'apprentissage automatique permettent d'apprendre à partir de données, ils montrent certaines limites face à la complexité croissante des environnements réels. L'apprentissage profond, en tant que prolongement naturel de ces méthodes, apporte des solutions plus performantes grâce à des structures neuronales plus profondes et hiérarchiques.

II.4.2 Apprentissage Profond :

L'apprentissage profond, c'est une façon d'entraîner un ordinateur à apprendre tout seul, en utilisant des réseaux de neurones avec plusieurs couches. Chaque couche apprend quelque chose de plus précis à partir des données, un peu comme si le système comprenait les choses étape par étape. Grâce à cette structure, le modèle peut reconnaître des formes, des sons ou des mots, sans qu'on lui dise exactement quoi chercher [36].

II.4.2.1 Concepts Fondamentaux De L'apprentissage Profond :

II.4.2.1.1 Réseau de neurone artificiels :

Le réseau de neurones artificiels est un modèle computationnel inspiré du fonctionnement du cerveau humain. Contrairement aux neurones biologiques qui stockent l'information à travers des connexions synaptiques, le neurone artificiel la représente sous forme de paramètres numériques, appelés poids et biais, associés aux liens entre les unités.

II.4.2.1.2 Couche et neurone :

Pour fonctionner, un réseau de neurones s'appuie sur une architecture composée de plusieurs couches interconnectées, chacune jouant un rôle spécifique dans le traitement de l'information.

Cette architecture se compose généralement de trois types de couches :

- La couche d'entrée, qui capte les données initiales.
- Les couches cachées, assurant le traitement et l'apprentissage.
- La couche de sortie, qui produit la réponse du modèle.

Pour mieux saisir le rôle de chaque couche, on doit regarder de près le fonctionnement interne du réseau, depuis l'entrée jusqu'à la sortie.

Fonctionnement d'un neurone artificiel :

Traitement des entrées :

Un neurone prend en charge un vecteur d'entrée $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, contenant des données numériques correspondant aux paramètres à analyser. Ces entrées alimentent le traitement interne du neurone.

Attribution des poids :

Pour chaque valeur x_i de l'entrée, un poids w_i est utilisé pour quantifier la quantité d'influence sur le calcul finale. Ces poids, regroupés dans W , assurent l'équilibre des données les plus pertinentes au neurone pour garantir le bon processus et un tout dans l'extrait.

Intégration du biais :

Pour rendre le modèle plus flexible, un terme biais (b) additif à la combinaison des entrées. Il permet au neurone de produire une sortie même si les signaux d'entrée sont absents ou nuls. Ce principe est traduit par la formule suivante [37] :

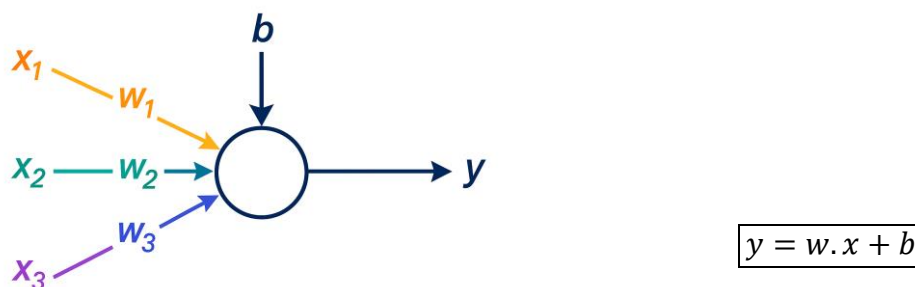


Figure II-6: Fonctionnement D'un Neurone Formel

Une fois que le fonctionnement d'un neurone a été visualisé, on peut se projeter sur la manière dont plusieurs neurones en relation interconnectée forment un réseau. L'illustration suivante qui montre comment les données sont envoyées globalement à travers les couches du réseau pour nous donner une prédiction.

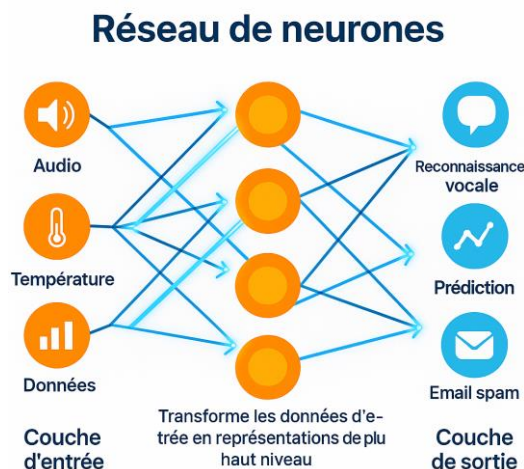


Figure II-7: Du Neurone Formel Au Réseau Interconnecté

II.4.2.1.3 Fonction d'Activation :

Comme vu précédemment, dans un neurone la sortie est d'abord obtenue par une combinaison linéaire des entrées pondérées et d'un biais. Pour que le réseau puisse modéliser des relations non linéaires, cette sortie est transformée par une fonction d'activation :

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad \text{II-1)}$$

Avec :

y : la sortie de neurone.

f : la fonction d'activation.

w : le poids associé à l'entrée xi.

b : le biais.

Sans cette étape, le réseau resterait limité à des fonctions linéaires, même avec plusieurs couches. La fonction d'activation est donc essentielle pour augmenter la capacité d'apprentissage du modèle.

- **Fonctions D'activation Le Plus Utilisées :**

Les fonctions d'activation sont variées, chacune ayant ses avantages et ses limites :

Fonctions	Formule mathématique	Domaine de sortie	Remarques
Sigmoïde	$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$	(0, 1)	Active les sorties entre 0 et 1 . Peut ralentir l'apprentissage aux extrêmes gradients quasi nul.
tan h	$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	(-1, 1)	Centre les données autour de zéro . Bonne transmission du gradient, mais sensible à la saturation.
ReLU	$f(x) = \max(0,1)$	$[0, \infty)$	Ne garde que les valeurs positives.

			Simple, rapide, et efficace dans les réseaux profonds.
--	--	--	--

Tableau II-2 : Tableau récapitulatif des fonctions d'activation

Des fonctions d'activation plus récentes, telles que Swish ou Softplus, sont appréciées pour leur comportement lisse et leur capacité à stabiliser l'optimisation dans les réseaux profonds [38].

II.4.2.1.4 Fonction De Cout :

En apprentissage, la fonction de coût sert de repère pour ajuster les paramètres du modèle. Elle reflète la différence entre les sorties prévues et les valeurs attendues, et doit être minimisée durant l'entraînement.

❖ Mesurer l'erreur

Pour chaque exemple, le réseau compare ce qu'il a prédit à ce qu'il aurait dû prédire. Cette différence, qu'on appelle perte est calculée à l'aide d'une fonction spécifique (comme l'erreur quadratique ou l'entropie croisée).

❖ Faire une moyenne

On regroupe ensuite toutes les erreurs individuelles et on en calcule la moyenne. Cela permet d'obtenir une estimation de l'erreur globale du modèle sur l'ensemble des données.

❖ Corriger le modèle

Dès que cette erreur moyenne, le réseau ajuste ses paramètres (poids et biais) pour améliorer ses performances. Il utilise pour cela des techniques comme la descente de gradient, qui visent à réduire progressivement l'erreur [36].

• Types De Fonction De Cout :

Selon la nature du problème rencontré, plusieurs fonctions de coût peuvent être mobilisées durant l'apprentissage. Le tableau ci-dessous en présente une synthèse claire selon leur rôle, leurs caractéristiques et leur formulation :

Fonction	Utilisation	Caractéristiques	Formule
MSE (Mean Squared Error)	Régression	Très sensible aux grandes erreurs Accentue l'influence des écarts Adaptée aux erreurs de type gaussien	$MSE = (\frac{1}{N}) \sum (y_i - \hat{y}_i)^2$
MAE (Mean Absolute Error)	Régression	Moins affectée par les valeurs extrêmes Réagit uniformément aux écarts Plus robuste face aux outliers	$MAE = (\frac{1}{N}) y_i - \hat{y}_i $
Huber	Régression	Combine MSE et MAE Réduit l'impact des outliers Nécessite un seuil δ	Formule dépend du seuil δ
BCE (Binary Cross Entropy)	Classification binaire	Pénalise fortement les prédictions incorrectes Utilisée avec sortie sigmoïde Sensible à la confiance du modèle	$BCE = -\sum [y \log(y) + (1 - y) \log(1 - \hat{y})]$
CCE (Categorical Cross Entropy)	Classification multiclasse	Mesure l'écart entre distributions Coût élevé si mauvaise prédiction Utilisée avec sortie softmax	$CCE = -\sum y_k \log(\hat{y}_k)$

Tableau II-3: Résumé Des Fonctions De Coût Selon Leur Usage Et Formulation

II.4.2.1.5 Propagation Avant et Rétropropagation :

La propagation avant et la rétropropagation sont les étapes clés qui structurent le processus d'apprentissage dans un réseau de neurones.

- **Propagation Avant :**

La propagation avant est la phase durant laquelle les données d'entrée traversent le réseau de neurones, couche après couche, jusqu'à produire une sortie. À chaque étape, une transformation linéaire (pondération et biais) est appliquée, suivie d'une fonction d'activation. Cette séquence de calculs permet d'obtenir une prédiction, qui sera ensuite comparée à la valeur attendue à l'aide d'une fonction de coût.

- **Rétropropagation :**

Dans un réseau de neurones, la rétropropagation est la méthode utilisée pour corriger les erreurs. Elle permet de faire remonter l'erreur depuis la sortie du modèle jusqu'aux couches internes, afin d'ajuster les paramètres de manière ciblée. Ce processus repose sur trois étapes clés : Mesurer l'erreur, en comparant la sortie produite à la valeur attendue via une fonction de coût [37].

- ❖ Répartir cette erreur dans le réseau, en calculant les gradients pour chaque poids grâce à la règle de la chaîne.
- ❖ Mettre à jour les poids, en utilisant un algorithme d'optimisation comme la descente de gradient pour améliorer progressivement les performances.

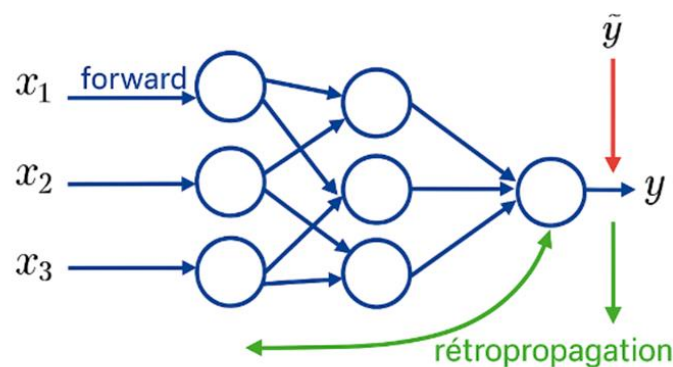


Figure II-8: Schéma De La Propagation Avant Et Arrière

II.4.2.1.6 Algorithmes D'optimisation :

Les algorithmes d'optimisation sont au cœur de l'apprentissage dans les réseaux de neurones. Ils ont pour mission d'ajuster les poids et les biais du modèle afin de faire diminuer la valeur de la fonction de coût au fil des itérations. Pour cela, ils utilisent le gradient, qui permet d'orienter chaque ajustement. Parmi les méthodes existantes, on retrouve des approches classiques comme la descente de gradient, mais aussi des variantes plus avancées telles que

RMSProp ou Adam, reconnues pour leur capacité à accélérer la convergence tout en améliorant la stabilité du processus d'entraînement.

- **Descente de gradient :**

La descente de gradient, c'est une méthode que le modèle utilise pour apprendre de ses erreurs. À chaque fois qu'il se trompe, il regarde dans quelle direction il doit changer un peu ses réglages pour se tromper moins la prochaine fois. Il répète ce processus plein de fois, jusqu'à s'améliorer [39].

$$W \leftarrow W - \alpha \cdot \frac{\partial J}{\partial W} \quad (II-2)$$

Où :

W : le vecteur (ou la matrice) des poids du réseau de neurones.

α : le taux d'apprentissage (learning rate).

$\partial J / \partial W$: le gradient de la fonction de coût J par rapport aux poids.

- **RMSProp (Root Mean Square Propagation):**

RMSProp est une méthode d'optimisation qui adapte automatiquement le taux d'apprentissage pour chaque paramètre. Elle se base sur la moyenne des carrés des gradients récents pour éviter les mises à jour trop brutales. Cela permet un apprentissage plus stable, surtout dans les réseaux profonds où les gradients peuvent être très irréguliers.

- **Adam (Adaptive Moment Estimation) :**

Adam est un optimiseur très utilisé car il est rapide, stable et efficace. Il ajuste la vitesse d'apprentissage et garde en mémoire la direction suivie ce qui aide le modèle à apprendre plus vite et de façon plus fiable, même quand les données sont un peu désordonnées [40].

Afin de compléter cette présentation descriptive, le tableau suivant propose une synthèse comparative des méthodes d'optimisation évoquées. Il met en lumière leur usage recommandé, leur comportement observé durant l'apprentissage et leurs spécificités notables.

Méthode	Utilisation recommandée	Comportement en pratique	Particularités
Gradient Descent	Problèmes simples ou pour comprendre le principe d'optimisation	Convergence lente, très dépendante du taux d'apprentissage	Base de nombreuses variantes modernes
RMSProp	Réseaux profonds avec gradients instables	Stabilise l'apprentissage, meilleure tenue dans les zones bruitées	Taux d'apprentissage adapté à chaque paramètre
Adam	Cas généraux, problèmes complexes, données bruitées	Rapide et robuste, bien adapté à la plupart des architectures	Combine RMSProp et momentum, ajustement automatique
Taux d'apprentissage	Tous types de réseaux et d'algorithmes	Contrôle la vitesse de convergence, peut faire échouer l'optimisation	Paramètre critique, souvent ajusté dynamiquement

Tableau II-4: Résumé fonctionnel des algorithmes d'optimisation

II.4.2.1.7 Overfitting et underfitting

L'un des enjeux majeurs est d'obtenir un modèle capable de bien généraliser, c'est-à-dire de produire des prédictions fiables non seulement sur les données d'entraînement, mais aussi sur des données nouvelles. Deux situations extrêmes peuvent compromettre cette capacité le overfitting et underfitting (sous-apprentissage et le surapprentissage).

❖ Sous-apprentissage :

Sous-apprentissage survient quand le modèle est trop simple pour détecter les tendances dans les données. Il ne parvient pas à bien représenter la relation entre les entrées et les sorties, ce qui mène à de mauvaises performances, même sur les données d'entraînement.

❖ Surapprentissage :

Surapprentissage se produit quand le modèle est trop complexe et mémorise les données d'entraînement, y compris les détails inutiles ou le bruit. Il semble performant sur l'entraînement, mais échoue à bien généraliser sur de nouvelles données [41].

II.4.2.1.8 Régularisation :

La régularisation joue un rôle essentiel dans la prévention du surapprentissage, en agissant sur la complexité du modèle. Elle consiste à introduire des contraintes supplémentaires, généralement sous forme de pénalité ajoutée à la fonction de coût, ou via des techniques structurelles. L'objectif est de favoriser une meilleure capacité de généralisation, sans nuire à l'apprentissage des relations pertinentes.

- **Méthodes courantes de régularisation**
- **Régularisation L1 et L2**

Ces deux approches consistent à ajouter une pénalité aux poids dans la fonction de coût pour limiter leur influence excessive [42] :

- ❖ **L1** : induit une sélection automatique des paramètres en poussant certains poids vers zéro, ce qui rend le modèle plus simple et plus interprétable.
- ❖ **L2** : en revanche, atténue les poids sans les annuler, ce qui assure une régularisation plus douce et stabilise l'apprentissage.

II.4.2.1.9 Dropout

Dropout est une méthode de régularisation qui consiste à désactiver aléatoirement certains neurones du réseau pendant l'entraînement. Autrement dit, à chaque fois que le modèle apprend, il fait comme s'il manquait quelques neurones. Cela l'oblige à ne pas trop compter sur un seul chemin pour donner une bonne réponse. À la fin, quand on utilise le modèle pour faire des prédictions, tous les neurones sont là, mais avec des poids ajustés pour garder un bon équilibre [43].

II.4.2.1.10 Entraînement, validation et test

Pour construire un modèle performant, il est essentiel de diviser les données en trois groupes bien distincts : l'ensemble d'entraînement, l'ensemble de validation et l'ensemble de test. Chacun d'eux remplit un rôle spécifique dans le processus d'apprentissage.

L'ensemble d'entraînement sert à ajuster les paramètres du modèle à partir de données connues.

L'ensemble de validation est utilisé pour régler ce qu'on appelle les hyperparamètres comme le taux d'apprentissage, le nombre d'époques ou encore la taille des lots. Il permet aussi de suivre la performance du modèle pour éviter le surapprentissage.

Enfin, l'ensemble de test permet d'évaluer de manière objective la capacité du modèle à faire des prédictions sur des données qu'il n'a jamais vues [44].

La compréhension des mécanismes d'apprentissage, de généralisation et de régularisation est essentielle pour concevoir des modèles à la fois performants, stables et capables de s'adapter à des données nouvelles. Ces fondations permettent de bâtir des réseaux de neurones efficaces, capables de généraliser au-delà des exemples vus pendant l'entraînement.

II.4.2.2 Types De Réseaux De Neurones Profonds :

L'apprentissage profond repose sur un ensemble d'architectures spécialisées, chacune étant conçue pour exploiter au mieux les caractéristiques des données à traiter.

Parmi les plus courantes, on distingue trois grandes familles

- ❖ Les réseaux de neurones artificiels (ANN).
- ❖ Les réseaux convolutifs (CNN).
- ❖ Les réseaux récurrents (RNN).

Chaque réseau a ses propres atouts, et le choix dépend du problème à résoudre.

II.4.2.2.1 Réseaux Neurones Artificiels ANN :

Les ANN sont parmi les architectures les plus anciennes et les plus utilisées. Ils sont particulièrement efficaces pour traiter des données bien structurées, comme des tableaux ou des vecteurs, couramment rencontrés en finance, marketing ou encore en recherche scientifique. Ils conviennent parfaitement aux tâches standards telles que la classification ou la prédiction.

II.4.2.2.2 Réseaux Convolutifs CNN :

Les CNN sont très efficaces pour traiter des images. Ils repèrent automatiquement des formes, des contours ou des objets dans une photo, un peu comme le ferait notre œil. Ce qui les rend si pratiques, c'est qu'ils n'ont pas besoin qu'on prépare beaucoup les données avant. On les retrouve donc souvent dans la reconnaissance faciale, la détection d'objets ou encore la vision par ordinateur.

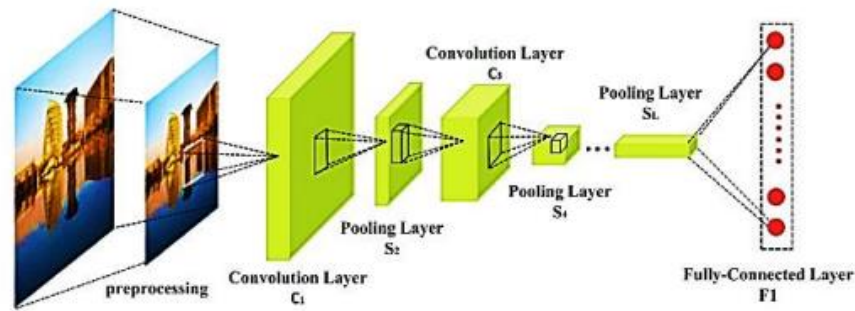


Figure II-9: Architecture De Base d'Un CNN [45]

II.4.2.2.3 Réseaux Récurrents RNN :

Les RNN sont faits pour lire des données qui se déroulent dans le temps comme une phrase, un morceau de musique ou une série de valeurs. Leur avantage, c'est qu'ils se rappellent ce qu'ils ont vu juste avant, ce qui les aide à comprendre le contexte global.

Mais dès que la séquence devient un peu longue, cette mémoire commence à faiblir. Petit à petit, le réseau oublie ce qu'il s'est passé au début. C'est ce qu'on appelle la disparition du gradient. Ce problème vient surtout de leur structure répétitive et simple, où chaque bloc applique toujours la même opération (comme tanh) selon la figure suivante [44].

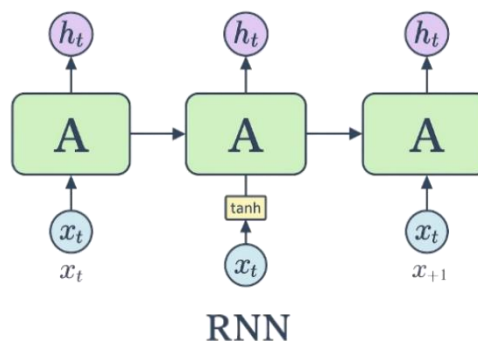


Figure II-10: Unité Récurrente D'un RNN Simple Avec Activation tanh

Les RNN classiques fonctionnent bien sur des séquences courtes, mais atteignent vite leurs limites quand il faut se souvenir de loin. C'est pour ça qu'on a développé des alternatives plus puissantes comme LSTM et GRU.

- **LSTM Au Cœur De La Mémoire Intelligente Des Réseaux Neuronaux :**

Les LSTM sont des réseaux conçus spécialement pour mémoriser l'information sur le long terme. Contrairement aux anciens modèles qui peinent à suivre le fil sur plusieurs étapes,

les LSTM savent garder le cap. Leur architecture est pensée pour se souvenir des bonnes informations, oublier ce qui est inutile, et transmettre ce qui compte.

- **Structure d'un LSTM**

Une cellule LSTM est composée de plusieurs composants clés comme montre la figure suivante [46] :

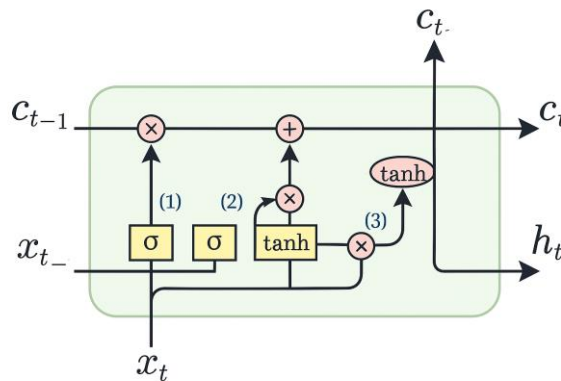


Figure II-11: Structure d'un LSTM

La figure 12 ci-dessous présente une notation standardisée illustrant les opérations internes d'un réseau de neurones.



Figure II-12: illustrant les opérations internes d'un réseau de neurones.

Après avoir observé la structure interne d'une cellule LSTM (Figure 10) et identifié les symboles représentant les opérations internes d'un réseau de neurones (Figure 11), il est désormais essentiel d'analyser le fonctionnement dynamique de cette cellule. Cette analyse nous permettra de comprendre comment les informations sont traitées, filtrées et mémorisées à chaque étape du processus.

- **Les étapes de traitement dans la cellule LSTM**

L'élément central d'un LSTM est ce qu'on appelle l'état de la cellule. Il s'agit d'un flux d'information qui traverse la cellule de bout en bout (ligne horizontale du figure 12), un peu comme un canal de mémoire. Ce canal permet à l'information de circuler presque intacte, sans

être effacée à chaque étape, contrairement aux RNN classiques. Pour ajuster ce flux, le LSTM utilise des filtres appelés portes, qui modifient la mémoire uniquement si nécessaire.

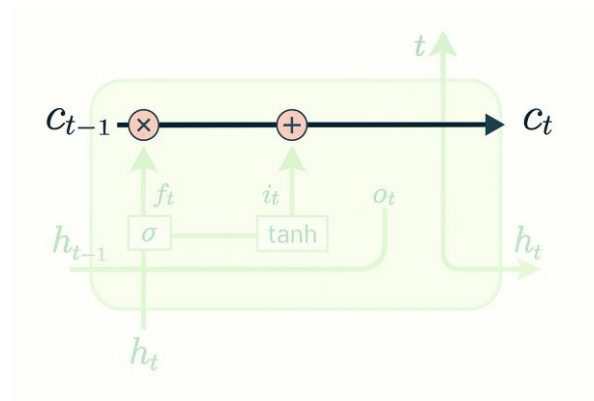
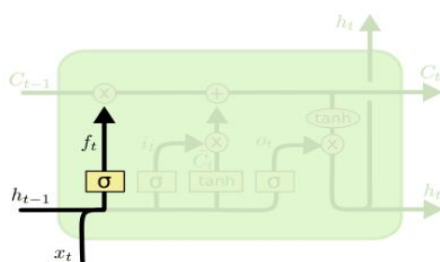


Figure II-13 : Étape de calcul de l'état de cellule C_t

Pour gérer efficacement le contenu de sa mémoire au fil d'une séquence, le LSTM s'appuie sur un mécanisme composé de trois portes distinctes : l'oubli, l'entrée et la sortie. Chacune intervient à une étape bien définie permettant au modèle d'ajuster ce qu'il conserve, ce qu'il actualise et ce qu'il transmet.

a. Porte d'oubli

La première opération réalisée dans une cellule LSTM consiste à déterminer quelles informations de l'état précédent doivent être ignorées. Cette sélection est effectuée par une fonction sigmoïde, qui agit sur la combinaison de l'état caché précédent h_{t-1} et de l'entrée actuelle x_t . La sortie de cette fonction selon la formule, comprise entre 0 et 1, indique pour chaque élément s'il doit être entièrement oublié (proche de 0) ou conservé (proche de 1).



$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

Figure II-14: Activation de la porte d'oubli

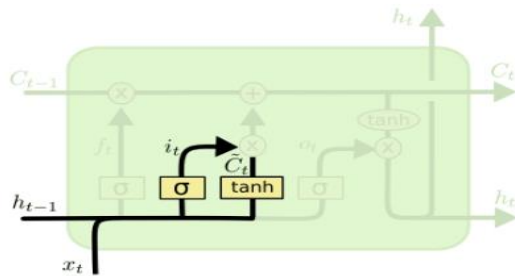
b. Porte d'entrée

Une fois les anciennes informations filtrées par la porte d'oubli, le LSTM doit décider quelles nouvelles données intégrer dans sa mémoire. Cette étape se fait en deux temps :

- ❖ D'abord, la porte d'entrée utilise une fonction sigmoïde pour déterminer quelles informations sont importantes à retenir. Cela donne un vecteur i_t , calculé à partir de l'état caché précédent h_{t-1} et de l'entrée actuelle x_t :

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad \text{II-3)}$$

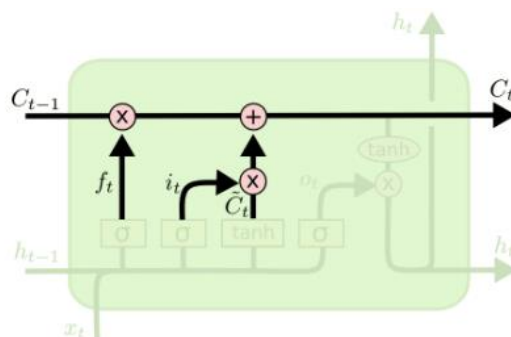
- ❖ En parallèle, une fonction $\tanh$ génère un vecteur $\tilde{C}_t$, qui contient les nouvelles valeurs candidates à intégrer dans la mémoire :



$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

Figure II-15: Porte D'entrée Dans L'état Cellulaire

Une fois les nouvelles informations identifiées par la porte d'entrée, et les anciennes filtrées par la porte d'oubli, l'état de la cellule peut être mis à jour. On commence par multiplier l'état précédent C_{t-1} par le coefficient f_t , ce qui efface les éléments devenus obsolètes. Ensuite, on y ajoute les nouvelles valeurs candidates $\tilde{C}_t$ pondérées par i_t , afin d'intégrer uniquement ce qui est pertinent à cet instant.



$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t$$

Figure II-16: Mise A Jour De C_t

c. Porte de sortie

La dernière étape dans le fonctionnement d'un LSTM consiste à produire la sortie du bloc, c'est-à-dire l'information que le réseau transmet à l'extérieur de la cellule à ce moment précis.

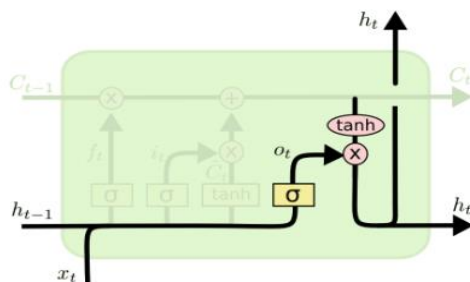
Mais cette sortie n'est pas une simple copie de l'état de la cellule elle est filtrée et ajustée pour ne faire passer que ce qui est vraiment utile.

Pour cela, le LSTM commence par appliquer une fonction sigmoïde à l'état caché précédent h_{t-1} et à l'entrée actuelle x_t , ce qui génère un vecteur de sortie o_t :

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (II-4)$$

Ensuite, l'état de la cellule C_t passe par une fonction $\tanh$, qui compresse ses valeurs dans l'intervalle $[-1,1]$.

Ce résultat est multiplié par o_t , pour produire la sortie finale h_t :



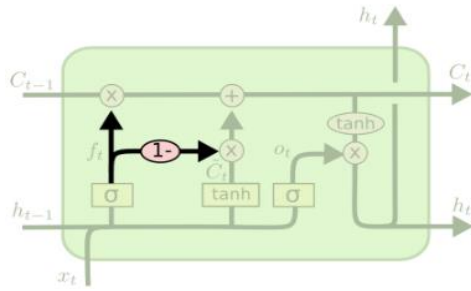
$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t)$$

Figure II-17: Phase Finale D'une Cellule LSTM

Autrement dit, la porte de sortie agit comme un filtre intelligent : elle laisse passer uniquement les informations pertinentes du moment, tout en gardant le reste en mémoire pour plus tard.

Bien que le LSTM standard remplisse efficacement son rôle, mais face à certains cas plus complexes, des améliorations ont été proposées pour le rendre encore plus efficace ou plus léger.

Parmi ces évolutions, les connexions *peephole* permettent aux portes d'avoir un aperçu direct de la mémoire interne de la cellule. Cela leur donne plus de contexte pour prendre de meilleures décisions au bon moment. D'autres variantes cherchent à simplifier le modèle. L'une d'elles consiste à fusionner les portes d'entrée et d'oubli au lieu de gérer séparément ce qu'on ajoute et ce qu'on efface, le modèle décide d'ajouter de nouvelles informations uniquement lorsqu'il en oublie d'anciennes. Cette mise à jour se résume par la formule suivante :



$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + (1 - f_t) \cdot \tilde{C}_t$$

Figure II-18: Mémoire LSTM Simplifiée

Ces ajustements montrent à quel point le LSTM peut s'adapter, et ils ouvrent la voie à des modèles encore plus simples et tout aussi puissants, comme le GRU.

II.4.2.2.4 GRU (Gated Recurrent Unit) :

Le GRU est un type de réseau de neurones récurrents conçu pour traiter des données séquentielles de manière efficace, tout en restant plus simple que d'autres architectures comme le LSTM. Il repose sur un mécanisme de mémoire interne capable d'ajuster dynamiquement ce qu'il faut retenir ou oublier à chaque étape. Pour cela le GRU s'appuie sur deux portes principales :

- La porte de mise à jour, qui détermine dans quelle mesure l'information précédente doit être conservée :

$$z_t = \sigma(w_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (II-5)$$

- La porte de réinitialisation, qui module l'influence du passé dans le calcul d'un nouvel état :

$$r_t = \sigma(w_r \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad II-6)$$

À partir de ces deux vecteurs, le GRU génère une nouvelle représentation candidate :

$$\tilde{h}_t = \tanh(w \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t]) \quad II-7)$$

Enfin, l'état final du GRU à l'instant t est obtenu par une combinaison pondérée entre l'ancien état et le nouveau contenu :

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t \quad II-8)$$

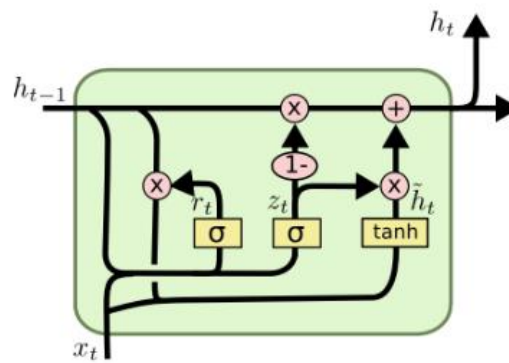


Figure II-19: Modèle de traitement de l'information dans une cellule GRU

Grâce à ce fonctionnement, le GRU parvient à adapter sa mémoire au fil du temps, en ne conservant que les informations jugées pertinentes. Ce mécanisme lui permet de gérer efficacement des séquences, tout en conservant une structure plus légère que celle des LSTM.

II.5 Différence Entre RNN, LSTM Et GRU :

Même si les réseaux RNN, LSTM et GRU partagent un objectif commun traiter des données séquentielles, leurs approches diffèrent sensiblement. Leur efficacité repose sur plusieurs facteurs clés, tels que leur capacité à retenir l'information dans le temps, la complexité de leur architecture, ou encore leur stabilité durant l'entraînement. Le tableau ci-dessous met en lumière les différences majeures entre ces trois architectures à travers des critères techniques essentiels.

Critère	RNN	LSTM	GRU
Structure	Unité simple avec activation tanh	Cellule mémoire + 3 portes	2 portes, pas de cellule mémoire explicite
Problème du gradient	Très sensible (vanishing/exploding)	Atténué grâce aux portes et à l'état mémoire	Atténué, avec une structure plus légère
Nombre de portes	Aucune	Trois (oubli, entrée, sortie)	Deux (mise à jour, réinitialisation)
Capacité mémoire	Limitée sur les longues séquences	Très bonne, adaptée aux longues dépendances	Bonne, parfois plus efficace sur les séquences courtes

Temps d'entraînement	Rapide (structure simple)	Plus lent (structure plus lourde et paramètres nombreux)	Plus rapide que LSTM, mais plus lent qu'un RNN
----------------------	---------------------------	--	--

Tableau II-5: Résumé comparatif des modèles RNN, LSTM et GRU

II.6 Rôle et importance du ML et DL dans l'IA :

Aujourd'hui, le Machine Learning et le Deep Learning occupent une place essentielle dans l'essor de l'intelligence artificielle. Grâce à eux une machine ne se contente plus d'exécuter des ordres elle apprend à partir des données s'adapte à des contextes nouveaux et affine ses réponses avec l'expérience. Le ML permet cette autonomie par l'apprentissage tandis que le DL, grâce à ses réseaux de neurones profonds permet d'analyser des données complexes comme des images ou du langage. Ces avancées ont permis à l'IA de dépasser le simple automatisme pour devenir un véritable outil d'interprétation et d'adaptation. Elles sont devenues incontournables pour concevoir des systèmes capables non seulement de réagir, mais aussi de s'améliorer au fil du temps [40].

II.7 Différence entre IA, ML et DL :

Après avoir parcouru les bases du Machine Learning et du Deep Learning, il est utile de les repositionner dans le cadre plus global de l'intelligence artificielle. Même si ces termes sont souvent utilisés ensemble, ils ne désignent pas la même chose. Chacun représente un niveau d'approche différent avec ses propres méthodes ses usages et son degré d'autonomie.

Pour mieux s'y retrouver et éviter toute confusion, il est important de clarifier leur rôle respectif. Le tableau ci-dessous propose une vue d'ensemble simple et structurée de leurs principales différences [33] :

Critère	IA	ML	DL
Fonctionnement	Simule une forme d'intelligence humaine à travers des règles ou algorithmes.	Permet à un système d'apprendre automatiquement à partir de données.	Utilise des réseaux de neurones pour apprendre des représentations complexes.
Architecture	Systèmes à base de règles, agents, arbres de décision.	Modèles mathématiques comme régression, SVM, arbres, etc.	Réseaux profonds avec plusieurs couches de neurones interconnectés.

Extraction des caractéristiques	Forte intervention humaine pour définir les règles.	Requiert une ingénierie des caractéristiques manuelle.	Automatisée grâce aux couches hiérarchiques du réseau.
Dépendance aux données	Variable selon les approches (symbolique ou data-driven).	Fonctionne avec des ensembles de données structurées.	Nécessite de très grands volumes de données annotées.
Puissance de calcul	Peut-être modérée selon l'approche utilisée.	Compatible avec un ordinateur classique.	Exige souvent l'usage de GPU pour l'entraînement efficace.
Applications typiques	Assistants vocaux, robotique, systèmes experts.	Détection de fraude, moteur de recommandation, analyse de texte.	Reconnaissance faciale, NLP, vision par ordinateur.

Tableau II-6: Une comparaison entre IA, ML et DL

II.8 Conclusion :

L'intelligence artificielle dépasse aujourd'hui le cadre d'une simple innovation technologique. Elle est devenue l'un des moteurs les plus puissants de transformation dans nos sociétés. Ce chapitre a permis de retracer ses fondements depuis les approches symboliques jusqu'aux techniques modernes d'apprentissage automatique et profond. Avec le Machine Learning et le Deep Learning, l'IA n'exécute plus seulement des règles elle apprend, s'adapte, comprend des situations complexes et améliore sa performance avec le temps. Elle ouvre la voie à des systèmes capables d'analyser, d'anticiper et même de prendre des décisions. Et cela ne fait que commencer. L'IA est déjà à l'œuvre dans de nombreux domaines : santé, éducation, environnement, mobilité, industrie. Elle ne se limite plus aux laboratoires ou aux géants du numérique, elle s'intègre peu à peu dans les outils que nous utilisons chaque jour, souvent de manière discrète, mais profondément structurante. C'est pourquoi comprendre ses principes, savoir comment elle fonctionne, et imaginer ses usages futurs n'est plus une option mais un véritable enjeu. Car l'IA ne représente pas seulement le futur, elle devient déjà une part essentielle et souvent invisible de notre présent.

Chapitre III

Conception et Mise en Place du Système de Localisation

III

III.1 Introduction :

Dans un contexte post-catastrophe, les infrastructures de télécommunication sont souvent hors service, rendant les méthodes classiques de géolocalisation inefficaces. Pour pallier cette situation, une approche alternative est envisagée, reposant sur la détection de signaux Wi-Fi et Bluetooth Low Energy (BLE) émis passivement par les appareils mobiles des victimes. Ces signaux peuvent être exploités pour estimer la présence et la position approximative des personnes, même sans accès à un réseau cellulaire.

L'approche développée repose sur la détection passive de signaux sans fil émis par les dispositifs mobiles à l'aide d'un module ESP32 en mesure de capturer les trames Wi-Fi et Bluetooth Low Energy (BLE). Ces données principalement représentées par l'indicateur de puissance du signal reçu RSSI sont ensuite exploitées par un modèle d'intelligence artificielle de type RNN-LSTM conçu pour modéliser les séquences temporelles et prédire la position des émetteurs.

Ce chapitre présente l'implémentation pratique du système de détection et de localisation de terminaux mobile en environnement post-catastrophe. L'objectif principal est de montrer comment les éléments théoriques exposés dans les chapitres précédents ont été traduits en une expérimentation concrète. Nous allons détailler l'architecture du système, les outils matériels et logiciels utilisés, la méthode de collecte et de traitement des données, ainsi que les résultats obtenus à travers une série de tests expérimentaux.

III.2 Architecture Du Système Proposé :

L'architecture du système développé dans ce projet vise à offrir une solution de localisation fonctionnelle dans des contextes fortement dégradés, où les infrastructures classiques de télécommunication sont indisponibles. Elle repose sur la détection de signaux sans fil émis par des dispositifs mobiles, et leur exploitation par des méthodes d'intelligence artificielle.

Le système se compose de deux blocs fonctionnels complémentaires :

III.2.1 Le module de détection :

Le schéma ci-dessous présente le processus de base de la phase de détection des signaux mobiles :



Figure III-1: Schéma De Détection Des Signaux Mobiles

Le module de détection est basé sur un microcontrôleur ESP32 qui est chargé de scanner en continu les signaux WIFI et Bluetooth Low Energy (BLE) présents dans l'environnement. Pour chaque trame de détection le module enregistre plusieurs paramètres, notamment l'adresse MAC de l'émetteur, et la puissance de signal reçu RSSI.

Le module ESP32 est installé sur un drone, ce qui permet de balayer de larges zones, y compris celles difficilement accessibles. Cette mobilité améliore la couverture du système et augmente les chances de détecter des dispositifs mobiles dans des environnements dégradés.

Les valeurs RSSI collectées sont utilisées pour estimer la distance entre les terminaux mobiles détectés et le récepteur ESP32 embarqué dans le drone, à l'aide d'un modèle de propagation adapté présenter dans le premier chapitre.

III.2.2 Modèle De Traitement :

Le modèle de traitement repose sur un environnement Python intégrant un modèle de réseau de neurones récurrents de type LSTM. Ce modèle est conçu pour exploiter des séquences de données temporelles dans le but de prédire la position approximative des terminaux mobiles des victimes dans un environnement sans infrastructure. Grâce à sa capacité à modéliser des relations complexes au sein de données séquentielles, le LSTM permet d'améliorer la précision et cohérence de la localisation, même dans des conditions de signal instables ou bruitées.

La figure ci-dessous présente les différentes étapes du processus de localisation mis en œuvre dans le système développé.

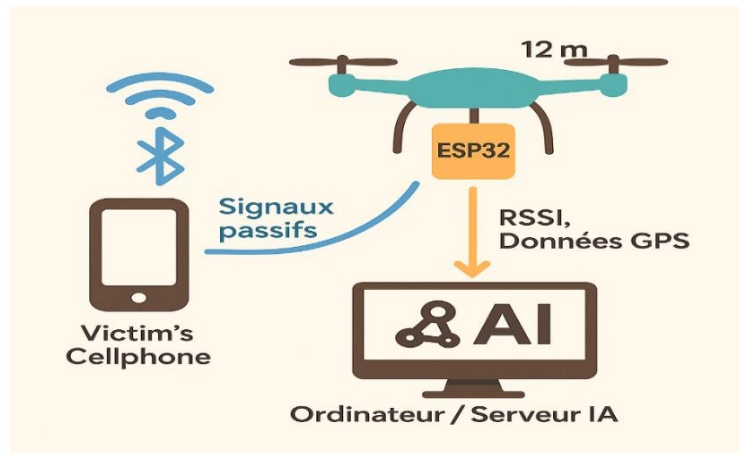


Figure III-2 : Architecture Du Système Proposé

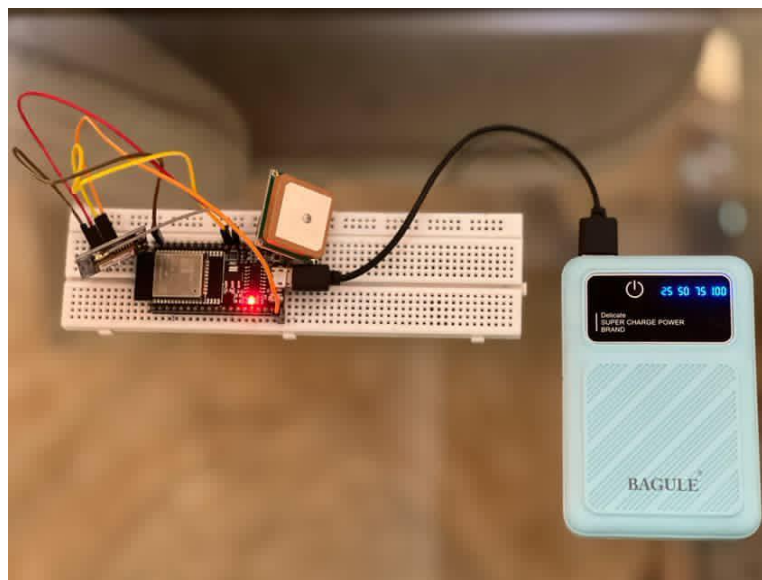


Figure III-3: Architecture Du Système Réelle

III.3 Plateforme Matérielle et Logicielle :

III.3.1 Présentation du module ESP32 utilisé pour la détection des signaux :

L'ESP32 est un microcontrôleur polyvalent conçu par Espressif Systems, reconnu pour sa puissance de traitement et son faible coût. Doté de fonctionnalités Wi-Fi et Bluetooth intégrées, d'un processeur double cœur et de ports GPIO multiples, il s'impose comme une

solution efficace pour le développement de dispositifs connectés. Grâce à ces atouts, l'ESP32 est particulièrement adapté aux applications IoT et aux systèmes embarqués, notamment pour la collecte et la transmission de données issues de capteurs [46].



Figure III-4: ESP32-WROOM-32

❖ Périphériques de l'ESP32 :

Type de périphérique	Quantité	Fonction principale
ADC (Convertisseurs analogique-numérique)	18	Convertir les signaux analogiques des capteurs en valeurs numériques
SPI (Serial Peripheral Interface)	4	Communication série rapide avec des composants externes
UART (Universal Asynchronous Receiver/Transmitter)	3	Communication série classique (ex. : modules GPS, Bluetooth série)
I2C (Inter-Integrated Circuit)	2	Communication série pour capteurs ou composants à faible débit
PWM (Pulse Width Modulation)	16	Contrôle de moteurs, LED ou signaux analogiques simulés
DAC (Convertisseurs numérique-analogique)	2	Génération de signaux analogiques à partir de valeurs numériques
I2S (Inter-IC Sound)	2	Transmission de signaux audio numériques haute fidélité

GPIO tactiles (détection capacitive)	10	Entrées tactiles pour commandes ou interfaces utilisateur
---	----	---

Tableau III-1: Interfaces Et Périphériques De L'esp32.

Les interfaces de la carte ESP32 sont principalement dimensionnées pour fonctionner en 3,3 V, ce qui constitue le niveau logique standard du microcontrôleur. Certaines cartes de développement peuvent toutefois inclure des régulateurs de tension internes, permettant une alimentation en 5 V via une broche dédiée ou l'entrée USB sans affecter le niveau logique des entrées/sorties. Cette configuration facilite l'interconnexion avec divers périphériques, tout en réduisant le besoin d'ajouter des circuits de conversion de niveau. Les broches GPIO offrent une capacité de sortie en courant généralement suffisante pour des applications classiques.

III.3.2 Caractéristiques techniques pertinentes :

III.3.2.1 WIFI et bande de base :

L'ESP32 intègre un sous-système Wi-Fi complet qui lui permet d'assurer des communications sans fil robustes et efficaces. Le tableau suivant présente les principales fonctionnalités réseau offertes par ce microcontrôleur, incluant ses modes de fonctionnement, sa compatibilité avec les normes Wi-Fi, ainsi que ses mécanismes de gestion du canal et de l'alimentation [47].

Élément	Description
Pile TCP/IP	Fournit la gestion complète des communications réseau, notamment le traitement des paquets IP.
Protocole Wi-Fi 802.11 b/g/n (MAC)	Gère les fonctions de contrôle d'accès au support, les trames réseau et la coordination entre appareils Wi-Fi.
Modes Wi-Fi supportés	STA (Station) : connexion à un point d'accès existant. - SoftAP : création d'un réseau Wi-Fi local. - Promiscuous : capture passive des trames.
Mode promiscuous	Permet de capter toutes les trames Wi-Fi à portée sans association à un réseau. Utilisé pour le sniffing RSSI et adresses MAC.

BSS (Basic Service Set)	Structure de base d'un réseau Wi-Fi composée d'un point d'accès et de ses stations associées.
DCF (Distributed Coordination Function)	Mécanisme d'accès distribué au canal via CSMA/CA, assurant un échange sans collision.
Gestion de l'alimentation	Réduction des périodes d'activité réseau, consommation optimisée pour les systèmes embarqués.

Tableau III-2 : Principaux Composants Et Fonctions Du Systèmes WIFI (ESP32)

III.3.2.1.1 Fonctionnalités radio Wi-Fi de l'ESP32 :

La partie radio Wi-Fi et bande de base de l'ESP32 prend en charge les fonctionnalités suivantes :

- **Normes 802.11b/g/n** : Protocoles Wifi standard permettant la compatibilité avec la majorité des réseaux sans fil 2,4 GHz.
- **802.11n MCS0-7 (20 MHz / 40 MHz)** : Modulation et codage (Modulation and Coding Scheme) offrant différents débits selon la bande passante utilisée (20 ou 40 MHz).
- **802.11n MCS32 (réception uniquement)** : Mode de réception spécial avec une modulation optimisée, utilisé pour certains types de trames réseau.
- **Intervalle de garde de 0,4 µs pour le 802.11n** : Réduction du temps entre les symboles pour améliorer le débit sans augmenter la bande passante.
- **Débit maximal jusqu'à 150 Mbps** : Vitesse théorique maximale de transmission des données en conditions optimales.
- **Réception STBC 2×1 (Space-Time Block Coding)** : Technique de diversité spatiale qui améliore la fiabilité du signal en environnement perturbé.
- **Puissance d'émission jusqu'à 20,5 dBm** : Niveau maximal du signal transmis, influençant directement la portée du module.
- **Puissance d'émission réglable** : Permet d'ajuster dynamiquement la puissance de transmission pour économiser l'énergie ou s'adapter à l'environnement.

III.3.2.2 Fonctionnalités du contrôleur MAC Wi-Fi de l'ESP32 :

- **Quatre interfaces Wi-Fi virtuelles** : Permettent à l'ESP32 de gérer plusieurs connexions logiques en parallèle (ex. : client, point d'accès, écoute passive...).

- **Modes simultanés : Station BSS / SoftAP / Promiscuous** : Fonctionnement en client, point d'accès ou écoute de toutes les trames (sniffer), de manière simultanée.
- **RTS/CTS, ACK bloqués immédiats** : Mécanismes de contrôle d'accès pour éviter les collisions (RTS/CTS) et confirmer rapidement les réceptions de trames (ACK immédiats).
- **Défragmentation** : Reconstitution automatique des trames Wi-Fi fragmentées pour assurer l'intégrité des données.
- **Transmission et réception A-MPDU, réception A-MSDU** : Techniques d'agrégation de trames pour optimiser les transferts de données en combinant plusieurs paquets en un seul.
- **TXOP (Transmission Opportunity)** : Attribution d'un créneau de transmission permettant à un périphérique de transmettre plusieurs trames consécutives sans compétition.
- **WMM (Wi-Fi Multimedia)** : Priorisation du trafic en fonction du type de données (voix, vidéo, best effort, arrière-plan).

III.3.2.3 Fonctionnalités Bluetooth de l'ESP32 :

L'ESP32 embarque un module Bluetooth complet qui intègre à la fois la couche physique (radio) et la bande de base nécessaires à l'établissement et à la gestion des connexions sans fil. Ce sous-système prend en charge les communications Bluetooth Classique (BR/EDR) ainsi que Bluetooth Low Energy (BLE) conformément à la norme Bluetooth v4.2 [48].

Caractéristiques techniques principales du module Bluetooth de l'ESP32

- **Prise en charge des niveaux de puissance d'émission Class 1, 2 et 3**, avec un **ajustement dynamique jusqu'à 21 dB** : Permet de moduler la puissance d'émission selon la portée ou les besoins énergétiques. La classe 1 offre la portée la plus élevée (jusqu'à 100 m), tandis que les classes 2 et 3 sont adaptées aux courtes distances.
- **Modulations prises en charge : $\pi/4$ DQPSK et 8DPSK** : Types de modulation de phase utilisés pour augmenter le débit de transmission de données dans les profils Bluetooth EDR (Enhanced Data Rate).

- **Haute sensibilité radio**, avec une **capacité de réception jusqu'à -94 dBm** : Indique la capacité du récepteur à capter des signaux faibles, ce qui améliore la portée et la fiabilité des communications.
- **Fonctionnement sans amplificateur externe**, grâce à la **puissance de transmission intégrée** : L'ESP32 peut fonctionner en classe 1 sans composant externe, ce qui simplifie le design matériel et réduit les coûts.
- **Mémoire SRAM dédiée à la gestion simultanée de données et de flux audio** : Permet le traitement parallèle de données numériques et de contenus audio, utile dans les applications combinant capteurs et transmission audio.
- **Traitement matériel pour la correction d'erreurs, gestion des trames, chiffrement et mise en forme du signal** : Réduit la charge logicielle et améliore la fiabilité des transmissions en automatisant ces fonctions dans le matériel.
- **Prise en charge des liaisons ACL, SCO, eSCO et AFH** :
 - **ACL (Asynchronous Connection-Less)** : transfert de données en mode asynchrone.
 - **SCO/eSCO (Synchronous Connection-Oriented)** : utilisés pour la transmission vocale.
 - **AFH (Adaptive Frequency Hopping)** : permet de sauter dynamiquement les canaux perturbés.
 - **Prise en charge des formats audio CVSD, μ -law, A-law et SBC** : Codecs numériques utilisés pour la compression et la transmission audio via Bluetooth.

III.3.3 Gestion Des Connexions :

Le contrôleur de liaison Bluetooth intégré à l'ESP32 assure la gestion des connexions sans fil dans différents états fonctionnels notamment :

- Le mode veille (standby).
- Le mode connecté.
- Le mode sniff (réduction de consommation).

Le module Bluetooth de l'ESP32 offre deux modes de fonctionnement : Bluetooth Classique et Bluetooth Low Energie (BLE). Chacun dispose de ses propres fonctionnalités, adaptées à des usages variés, qui sont présentées dans les tableaux suivants :

- **Fonctionnalités du Bluetooth Classique prises en charge par l'ESP32 :**

Fonctionnalité	Description
Découverte d'appareils	Prend en charge les processus <i>inquiry</i> (découverte active) et <i>inquiry scan</i> (réponse aux requêtes).
Connexion	Il peut se connecter automatiquement à d'autres appareils une fois détectés.
Connexions multiples	Il peut rester connecté à plusieurs appareils en même temps.
Transmission de données	Il peut envoyer et recevoir des données (comme des fichiers ou de l'audio).
Gestion maître/esclave	Autorise le changement de rôle dynamique entre maître et esclave selon la configuration réseau.
Saut de fréquence adaptatif	Il change de fréquence automatiquement pour éviter les interférences.
Diffusion sans connexion	Il peut envoyer des données sans avoir à établir une connexion directe avec un appareil.

Tableau III-3: Fonctionnalités du Bluetooth Classique sur l'ESP32.

- **Fonctionnalités du BLE prise en charge par l'ESP32 :**

Fonctionnalité	Description
Publicité et détection	Il peut annoncer sa présence ou rechercher d'autres appareils BLE autour de lui.
Connexions multiples	Il peut se connecter à plusieurs appareils BLE en même temps.
Transmission de données	Il peut envoyer et recevoir des petites quantités de données rapidement.
Saut de fréquence adaptatif	Il utilise différentes fréquences pour éviter les perturbations.
Mise à jour des paramètres	Ajuste dynamiquement les paramètres de connexion (intervalle, latence, timeout).
Extension de longueur de données	Il peut envoyer des paquets de données plus longs pour être plus efficace.
Sécurité	Il sécurise les échanges de données avec du chiffrement et des vérifications de présence.

Tableau III-4: Fonctionnalités du BLE sur l'ESP32

III.4 Outils logiciels :

III.4.1 Arduino IDE :

L'Arduino IDE (Integrated Development Environment) est un logiciel open source utilisé pour écrire, compiler et téléverser du code sur des cartes de développement électroniques. Il est principalement conçu pour faciliter la programmation des cartes Arduino. L'IDE intègre également des outils utiles comme un moniteur série, un gestionnaire de bibliothèques, et un système de vérification de code.

Ce logiciel permet de développer des programmes appelés *sketches* en utilisant une version simplifiée des langages C et C++. Il propose une interface simple comprenant un éditeur de texte, un compilateur intégré et un outil de transfert du code vers la carte via USB. L'environnement Arduino IDE est compatible avec une grande variété de cartes, incluant :

- Les cartes Arduino officielles : telles que l'Arduino Uno, Mega, Nano, etc. Utilisées pour des projets standards d'électronique et d'automatisation.
- Des cartes compatibles : comme les ESP8266 et ESP32, conçues par Espressif Systems. Bien qu'elles ne fassent pas partie des cartes Arduino d'origine, elles peuvent être programmées via l'IDE Arduino après l'ajout des bibliothèques et outils spécifiques.

Ces cartes ESP sont particulièrement appréciées dans la communauté Arduino en raison de leurs performances élevées, de leur faible coût, et surtout de leur connectivité WiFi et Bluetooth intégrée. Grâce à ces caractéristiques, elles sont largement utilisées dans les projets de domotique, de capteurs connectés, et d'Internet des Objets (IoT).

III.4.2 Python :

Python est un langage de programmation de haut niveau, interprété, orienté objet, et largement utilisé dans le développement scientifique et technique. Il se distingue par sa syntaxe claire et intuitive, qui facilite l'apprentissage et la maintenance du code, tout en offrant une grande puissance fonctionnelle.

Grâce à sa gestion dynamique des types et à son système modulaire (modules et packages), Python permet un développement rapide, structuré et réutilisable. Il est également très apprécié pour son large gamme de bibliothèques spécialisées, couvrant des domaines variés

comme l'analyse de données, l'intelligence artificielle, la simulation, ou encore l'Internet des Objets.

Python est disponible gratuitement pour toutes les plateformes principales (Windows, Linux, macOS), avec un interpréteur et des bibliothèques standards faciles à installer et à utiliser.

III.4.3 Visual Studio Code :

Visual Studio Code souvent abrégé en VS Code est un éditeur de code multiplateforme et open source développé par Microsoft. Il est conçu pour être rapide, personnalisable et extensible, ce qui en fait un outil très utilisé dans le développement logiciel, notamment en Python, JavaScript, C++ et bien d'autres langages.

VS Code propose de nombreuses fonctionnalités pratiques :

- Une interface ergonomique et intuitive.
- Un terminal intégré pour exécuter directement les scripts.
- Des extensions puissantes pour le support de bibliothèques ou de langages spécifiques.
- Une intégration fluide avec Git pour le contrôle de version.
- Un système de débogage efficace avec points d'arrêt, suivi de variables, etc.

Dans ce projet, VS Code a été utilisé pour développer, tester et exécuter les scripts Python, notamment ceux liés au traitement des données, à l'entraînement du modèle LSTM et à la visualisation des résultats. Son intégration avec les bibliothèques Python et ses outils de gestion d'environnement ont contribué à un développement fluide et organisé.

III.4.4 Bibliothèques utilisées :

Le Tableau suivant résume les bibliothèques Python que nous avons utilisées dans notre travail, en précisant les versions. Ces bibliothèques ont été essentielles pour le traitement des données, le développement, l'entraînement et l'évaluation des modèles de deep learning, ainsi que pour la visualisation des résultats de localisation.

Bibliothèque	logo	Version	Description
numpy		2.0.2	Bibliothèque pour le calcul numérique et les tableaux multidimensionnels.
pandas		2.2.2	Bibliothèque pour la manipulation et l'analyse de données sous forme de tableaux (DataFrame).
matplotlib		3.10.0	Module de traçage pour la visualisation graphique des données.
geopy		2.4.1	Module pour calculer les distances géographiques entre coordonnées GPS.
scikit-learn		1.6.1	Outils pour diviser les ensembles de données, normaliser les données, et évaluer les performances.
Tensorflow		2.18.0	Permet de créer des modèles de réseaux de neurones (séquentiels), d'ajouter des couches et d'optimiser.
keras		3.8.0	API de haut niveau pour la création et l'entraînement de modèles de deep learning.
folium		0.19.7	Bibliothèque pour créer des cartes interactives avec des marqueurs géographiques.

Tableau III-5: Bibliothèques Python Utilisées

III.5 Acquisition Et Prétraitement Des Données :

Lorsque le système est en place et prêt à détecter des signaux, il est temps de s'intéresser à ce que l'on en fait concrètement. L'objectif est de récupérer des données utiles, les rendre propres, compréhensibles, et prêtes à être utilisées par le modèle. Dans cette partie, nous expliquons comment les signaux ont été collectés, quelles informations ont été extraites, et comment ces données ont été préparées avec soin pour la suite du projet.

Afin de mieux représenter l'environnement réel et évaluer l'impact de la dimension spatiale sur la performance du modèle, nous avons mené l'étude selon deux approches

complémentaires une en 2D, en ne considérant que les coordonnées horizontales (x, y), et une en 3D, en intégrant également l'altitude ou le niveau (z). Cela nous permet ensuite de comparer les deux modélisations et d'analyser leurs effets respectifs sur la précision de localisation.

III.5.1 Méthodologie De Collecte Des Signaux :

Avant d'intégrer le système à un drone, nous avons d'abord réalisé une étude en 2D, en effectuant des tests au sol afin de valider la faisabilité de la collecte passive de signaux. À ce stade, seule la position horizontale (coordonnées x, y) était prise en compte pour localiser les signaux captés, sans considérer la hauteur.

Cela nous a permis de tester le fonctionnement du système dans un environnement contrôlé et de poser les bases de l'architecture de traitement des données.

Pour ces premiers tests, nous avons connecté le module ESP32 à un ordinateur portable via un câble USB, ce qui nous a permis de simuler un déploiement embarqué en considérant l'ensemble PC + ESP32 comme une unité mobile. Le microcontrôleur ESP32 a été configuré à l'aide de l'environnement de développement Arduino IDE, après ajout manuel du fichier de configuration externe requis. Cette opération consiste à insérer l'URL dans l'IDE afin de permettre la reconnaissance et la programmation des cartes ESP32 (voir figure 1).

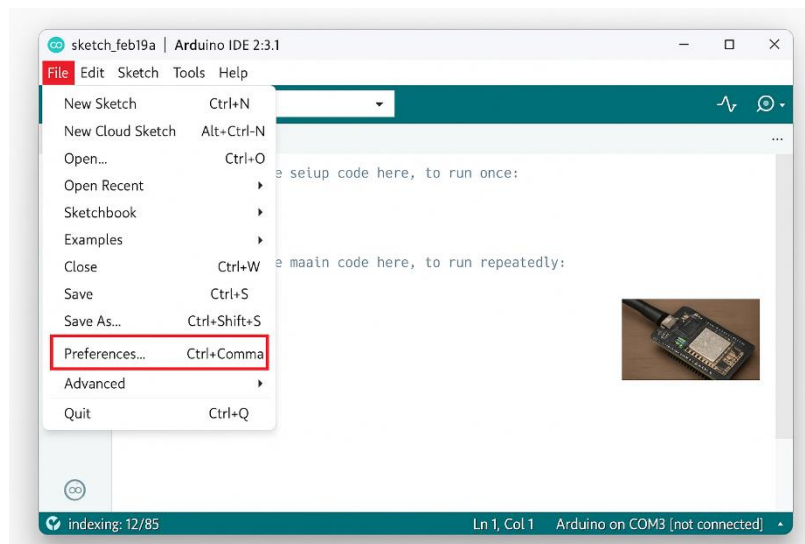


Figure III-5: Interface Arduino IDE Avec ESP32 – Vue Préférences

Dans la fenêtre des préférences, l'URL du gestionnaire de cartes est insérée dans le champ dédié (Additional boards manager URL), comme le montre la Figure 2. Cette étape est indispensable pour permettre à l'IDE de télécharger le support matériel nécessaire au microcontrôleur ESP32.

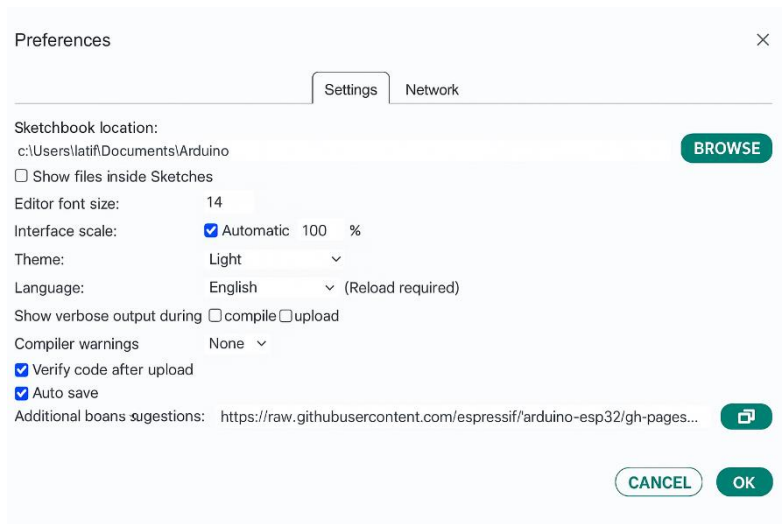


Figure III-6: Ajout De L'url ESP32

https://raw.githubusercontent.com/espressif/arduino-esp32/gh-pages/package_esp32_index.json

Cette URL pointe vers un fichier au format JSON fourni par Espressif, le constructeur des cartes ESP32. Ce fichier contient l'ensemble des informations nécessaires au bon fonctionnement du support matériel, notamment :

- ❖ La liste des modèles ESP32 compatibles avec l'IDE.
- ❖ Les versions du paquet ESP32 disponibles à l'installation.
- ❖ Les liens vers les ressources à télécharger (fichiers binaires, bibliothèques, compilateurs, outils de flash).
- ❖ La description des dépendances logicielles et des configurations spécifiques à chaque version.

Une fois l'URL ajoutée dans les préférences, nous avons ouvert le gestionnaire de cartes d'Arduino IDE pour finaliser l'installation. En recherchant ESP32, nous avons ensuite installé le package officiel et en sélectionnant la version 3.0.1.

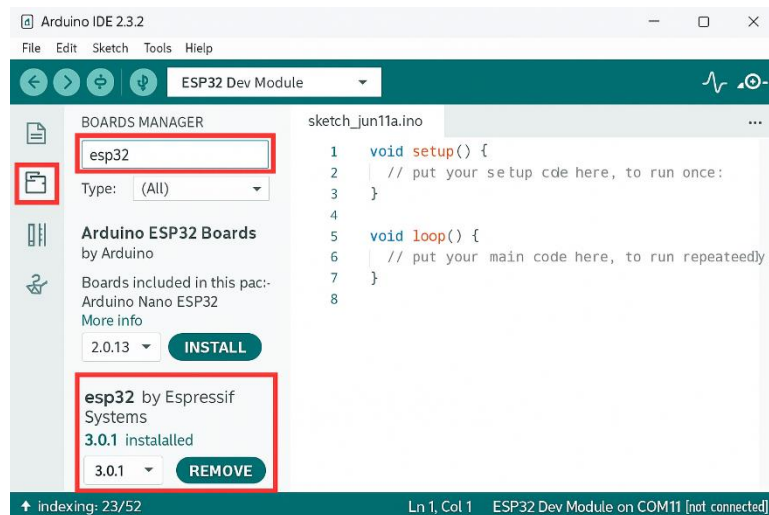


Figure III-7: Installation Du Package ESP32 Dans Le Gestionnaire De Cartes Arduino IDE

Après le package ESP32 installé, on a redémarré l'Arduino IDE pour que tout soit bien pris en compte. Ensuite, on est allés dans Outils > Carte pour vérifier que les cartes ESP32 étaient bien présent.

On a ensuite choisi le modèle de carte qu'on utilisait, le ESP32 Dev Module, pour d'être sûr que le code allait bien fonctionner avec notre matériel. « Figure 4 »

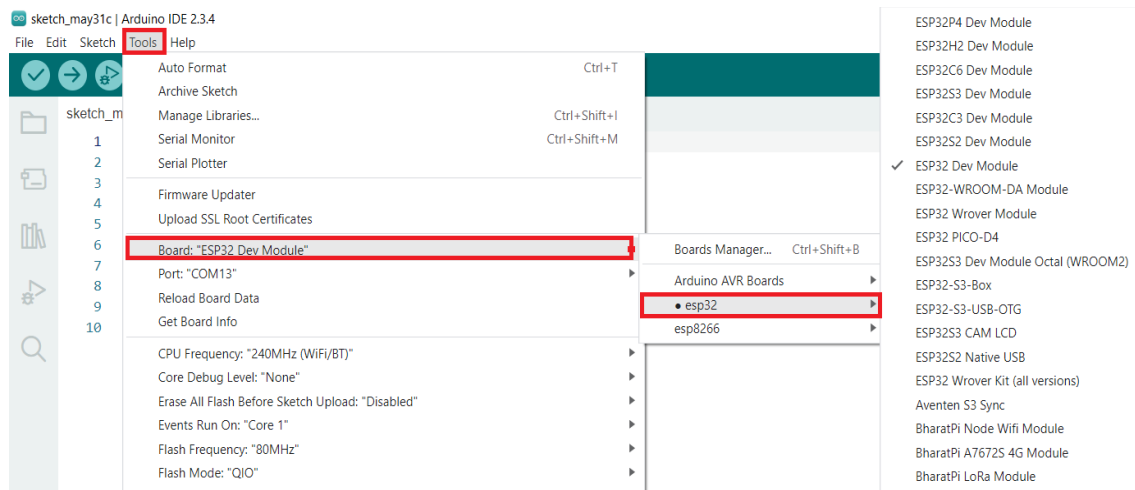


Figure III-8: Configuration De La Carte ESP32 Dans L'ide Arduino

Puis, on a sélectionné le port USB auquel l'ESP32 était connecté. Ces réglages permettent d'établir une bonne connexion entre le PC et l'ESP32, que ce soit pour téléverser le code ou pour suivre l'exécution en temps réel à travers le moniteur série. « Figure 5 »

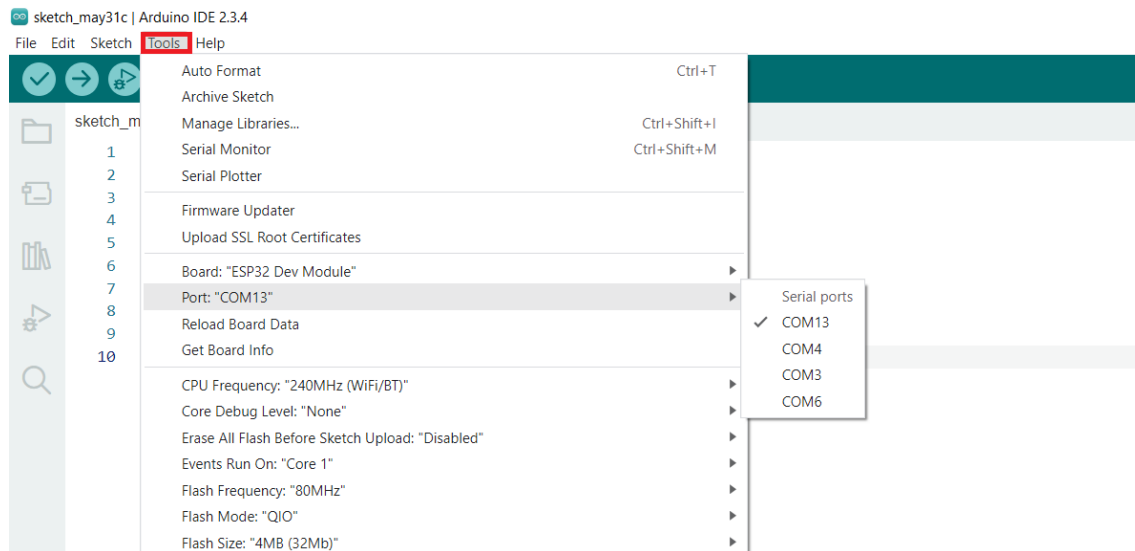


Figure III-9: Sélection Du Port Série Pour La Carte ESP32 Dans L'ide Arduino

Dès que toutes les étapes de configuration terminées (sélection de la carte, port, installation du support), on a commencé à charger nos propres codes pour chaque technologie : Wi-Fi, Bluetooth classique et Bluetooth Low Energy (BLE).

Pour chaque type de signal, on a utilisé une bibliothèque spécifique qu'il a fallu installer dans IDE pour le fonctionne du code :

- Pour le Wi-Fi :
#include <WiFi.h>
- Pour le Bluetooth classique :
#include <BluetoothSerial.h>
- Pour le Bluetooth Low Energy (BLE):
#include <BLEDevice.h>

Quand le code téléversé sur l'ESP32, un message de confirmation s'affiche dans l'IDE. Le module démarre alors automatiquement l'exécution du programme, en commençant à écouter et collecter les signaux autour de lui, selon la technologie utilisée.

```
Output
Writing at 0x000e00db... (80 %)
Writing at 0x000e6494... (83 %)
Writing at 0x000ec174... (85 %)
Writing at 0x000f23e9... (88 %)
Writing at 0x000fc224... (90 %)
Writing at 0x00102e93... (92 %)
Writing at 0x00108765... (95 %)
Writing at 0x0010e56c... (97 %)
Writing at 0x00114000... (100 %)
Wrote 1080208 bytes (681769 compressed) at 0x00010000 in 11.3 seconds (effective 762.9 kbit/s)..
Hash of data verified.

Leaving...
Hard resetting via RTS pin...
```

Figure III-10: Confirmation De Téléversement Réussi

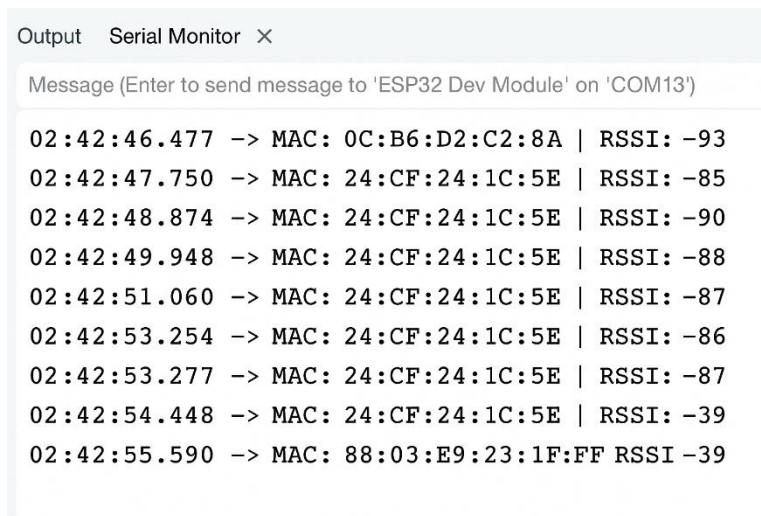
À ce moment-là, les résultats du scan se sont affichés dans le moniteur série, et en réglant le débit de communication à 115200 bauds. Cela a permis de confirmer que le module était bien opérationnel et que la détection passive fonctionnait comme prévu.

III.6 Type De Données Captées :

Lors de la phase de détection passive, le module ESP32 capte un certain nombre d'informations transmises par les appareils environnants, en fonction de la technologie ciblée (Wi-Fi, Bluetooth classique ou BLE). Les types de données collectées sont généralement les suivants « Figure 7 » :

- ❖ L'adresse MAC est un identifiant unique attribué à chaque appareil capable de se connecter à un réseau. Elle est utilisée au niveau de la couche liaison du modèle OSI pour permettre la communication entre appareils sur un même réseau local. Dans notre cas, cette adresse nous permet d'identifier si un même appareil a été détecté plusieurs fois, ce qui est utile pour suivre sa présence ou ses déplacements dans une zone donnée.
- ❖ Le RSSI, c'est-à-dire la puissance du signal reçu. Plus cette valeur est élevée (proche de -40 dBm) plus l'appareil est proche.
- ❖ L'horodatage, qui correspond à la date et à l'heure de chaque détection. Grâce à ça, on peut suivre l'évolution des signaux dans le temps.
- ❖ Le nom du réseau ou de l'appareil, s'il est visible. Par exemple, un (SSID) pour Bluetooth.

Toutes ces données sont ensuite enregistrées pour être exploitées plus tard, pour estimer la position ou entraîner notre modèle.



The screenshot shows a Serial Monitor window with the title 'Output Serial Monitor X'. Below the title bar is a text input field with the placeholder 'Message (Enter to send message to 'ESP32 Dev Module' on 'COM13')'. The main area of the window displays a list of ten lines of data, each representing a detected MAC address and its corresponding RSSI value. The data is as follows:

Timestamp	MAC Address	RSSI
02:42:46.477	0C:B6:D2:C2:8A	-93
02:42:47.750	24:CF:24:1C:5E	-85
02:42:48.874	24:CF:24:1C:5E	-90
02:42:49.948	24:CF:24:1C:5E	-88
02:42:51.060	24:CF:24:1C:5E	-87
02:42:53.254	24:CF:24:1C:5E	-86
02:42:53.277	24:CF:24:1C:5E	-87
02:42:54.448	24:CF:24:1C:5E	-39
02:42:55.590	88:03:E9:23:1F:FF	-39

Figure III-11: Visualisation Des Adresses MAC Et RSSI Détectées Par L'esp32

Pour assurer la compatibilité des données entre l'ESP32, programmé en C/C++ dans l'environnement Arduino IDE, et notre modèle de localisation basé sur Python (LSTM/GRU), il a été nécessaire de créer un lien entre les deux environnements.

Pour cela, nous avons utilisé la bibliothèque pyserial, qui permet à Python de lire en temps réel les données transmises par l'ESP32 via le port série USB. Cette bibliothèque a été installée à l'aide du gestionnaire de paquets pip, en exécutant la commande suivante dans le terminal « cmd » : `pip install pyserial`. Au moment pyserial installé, nous avons pu l'importer dans notre script avec : `import serial`

Dès que le code tourne sur l'ESP32, la carte commence à envoyer en continu les données qu'elle capte directement et pour les récupérer côté python, on a créé un petit script dans VS Code qui lit chaque ligne au fur et à mesure qu'elle arrive.

Grâce à ce système, on a pu les traiter correctement, et même estimer la distance entre l'ESP32 et les téléphones détectés autour. C'était une étape essentielle pour ensuite entraîner notre modèle dans de bonnes conditions.

```

import serial.py

1 import serial
2 import re # Importer re pour extraire le RSSI avec une expression régulière
3 def estimate_distance(rssi, P0, -3),
4     Estime la distance a partir du RSSI.
5     param P0: Valeur puissance à 1 metre (en )
6     return: Distance estimée en mètres.
7     return 1** ((P0 - rssi) / (10 * n))
8
9 try Remplace COM13 par ton port correct

```

PROBLEMES	DEBUG CONSOLE	TERMINAL	TERMINAL
Données recues:	MAC: 24:A2:C4:12:15:CA	RSSI-8d	Distance estimée: 14.32 m
Données recues:	MAC: 24:A2:C4:12:15:CA	RSSI-81	Distance estimée: 14.32 m
Données recues:	MAC: 24:A2:C4:12:15:CA	RSSI-82	Distance estimée: 14.32 m
Données recues:	MAC: 24:A2:C4:12:15:CA	RSSI-83	Distance estimée: 14.32 m
Données recues:	MAC: 24:A2:C4:12:15:CA	RSSI-84	Distance estimée: 13.32 m
Données recues:	MAC: 24:A2:C4:12:15:CA	RSSI-85	Distance estimée: 13.32 m
Données recues:	MAC: 24:A2:C4:12:15:CA	RSSI-86	Distance estimée: 13.32 m
Données recues:	MAC: 24:A2:C4:12:15:CA	RSSI-87	Distance estimée: 11.32 m
Données recues:	MAC: 24:A2:C4:12:15:CA	RSSI-88	Distance estimée: 11.32 m
Données recues:	MAC: 24:A2:C4:12:15:CA	RSSI-88	Distance estimée: 12.85 m

Figure III-12: Lecture série et estimation de distance en temps réel

III.7 Prétraitement Des Données :

Pour être sûrs que notre système fonctionnait bien, on a préféré avancer étape par étape. Dès qu'on a commencé à recevoir les premières données envoyées par le module ESP32, on s'est rendu compte qu'il y avait beaucoup de bruit : des doublons, des signaux parasites, et tout un tas de trames qui ne nous intéressaient pas. Pour affiner l'analyse, on a d'abord filtré les trames en ne conservant que celles de type Probe Request avec un champ de type 0x40 [49], car ce type de trame est typiquement utilisé par les téléphones portables lorsqu'ils recherchent des réseaux Wi-Fi à proximité. Cela nous a permis de cibler plus précisément les appareils mobiles et d'ignorer les autres sources de signaux inutiles.

Ensuite, pour garder un contrôle total sur ce qu'on analysait, on a ajouté dans le code un filtre supplémentaire basé sur les adresses MAC seules celles correspondant à nos propres téléphones étaient prises en compte. L'idée était de travailler avec un nombre limité d'appareils afin de vérifier, dans un premier temps, que le système fonctionnait correctement.

Une fois qu'on a constaté que les bons signaux étaient bien captés, on est passés à une collecte plus large. À ce stade, on a effectué un nettoyage complémentaire des données : suppression des doublons (lignes répétées ou très rapprochées dans le temps) et exclusion des signaux trop faibles ($\text{RSSI} < -95 \text{ dBm}$), souvent trop instables pour être exploitables dans le calcul de distance.

- **Constitution des séquences pour l'entraînement du modèle**

Après avoir traité les données collectées sur le terrain, on a eu besoin d'un complément pour renforcer l'apprentissage de notre modèle. Plutôt que de dépendre uniquement des données brutes, on a créé un fichier simulé, qui reproduit comment un module ESP32 se déplacerait autour d'un téléphone (victime).

Ce fichier contient 80000 trajets simulés, appelés ici samples qui représente un téléphone détecté (ou MS) et suit une séquence de 40 instant successive, qu'on appelle timesteps, c'est tout simplement une mesure prise à un moment donné. Donc, pour chaque téléphone simulé, on a 40 points d'observation, comme si l'ESP32 se rapprochait progressivement de lui.

À chaque mesure, on a enregistré :

- ❖ La position de l'ESP32 (latitude, longitude).
- ❖ La distance entre l'ESP32 et le téléphone.
- ❖ Les coordonnées du téléphone portable (latitude, longitude) fixe.
- ❖ Le numéro de l'instant (timestep).
- ❖ Et un identifiant unique (sample_id).

L'idée était de simuler un mouvement de l'ESP32 commence à une certaine distance de la cible, puis avance petit à petit vers elle.

Le résultat est un fichier .csv bien structuré. Grâce à cette méthode, on a pu enrichir notre base d'entraînement avec des données propres, variées, pour apprendre efficacement à localiser un téléphone dans un vrai scénario. « Figure 9 »

1 to 10 of 80000 entries 

sample_id	timestep	uav_lat	uav_lon	distance	victim_lat	victim_lon
0	0	34.921409598801525	-1.3186722410226182	25.546957389810178	34.92162868344303	-1.318586130654128
0	1	34.9214185869521	-1.318671413584893	24.57613131701243	34.92162868344303	-1.318586130654128
0	2	34.921427319377976	-1.3186686998365418	23.578837266663523	34.92162868344303	-1.318586130654128
0	3	34.92143497714292	-1.3186629267822014	22.60631178774752	34.92162868344303	-1.318586130654128
0	4	34.92144396134391	-1.31866203836473	21.63489418175604	34.92162868344303	-1.318586130654128
0	5	34.92145188778018	-1.3186568271951695	20.649991350659228	34.92162868344303	-1.318586130654128
0	6	34.9214604114527	-1.3186532670893503	19.650082426090272	34.92162868344303	-1.318586130654128
0	7	34.921468962264704	-1.3186498042448174	18.650092868437795	34.92162868344303	-1.318586130654128
0	8	34.921477370391045	-1.3186458598570239	17.65149141132698	34.92162868344303	-1.318586130654128
0	9	34.921486042153035	-1.3186428730947743	16.65225360349036	34.92162868344303	-1.318586130654128

Show per page 2 10 100 1000 7000 7900 7990 8000

Figure III-13: Structure Tabulaire Du Fichier CSV Pour L'analyse

- **Etude en 3D**

L'objectif de cette étude en 3D est de représenter plus fidèlement la réalité spatiale, notamment dans des environnements à plusieurs niveaux (étages, escaliers, etc.), où la position verticale joue un rôle essentiel dans la localisation. Le passage à une collecte en trois dimensions implique également une adaptation du traitement des données et du modèle, afin de prendre en compte cette nouvelle composante.

Contrairement à l'étude en 2D, où les signaux étaient récupérés directement via une connexion filaire entre l'ESP32 et un ordinateur portable, l'approche en 3D a nécessité une méthode différente, mieux adaptée à un déploiement embarqué sur drone.

III.8 Méthodologie de réception des données par UDP sur le PC :

Le système repose sur une communication sans fil, unidirectionnelle et légère entre l'ESP32 embarqué sur drone et un ordinateur au sol. Cette liaison est assurée via le protocole UDP, permettant l'envoi de données telles que l'adresse MAC détectée, le RSSI, la distance estimée, ainsi que la position GPS.

Le script Python, côté PC, est exécuté pour écouter sur un port UDP prédéfini. Une fois lancé, il affiche :

En attente de paquets sur le port 4210...

Cela signifie que le serveur UDP est actif, prêt à recevoir les messages envoyés par l'ESP32.

III.9 Mise en œuvre détaillée de la communication :

La transmission UDP entre l'ESP32 et le PC nécessite les étapes suivantes :

Étape 1 : Création du réseau Wi-Fi

Pour établir la connexion sans fil nécessaire au bon fonctionnement du système, nous commençons par activer le point d'accès mobile sur un smartphone selon la figure suivante, qu'il soit Android ou iPhone. Nous configurons ensuite le réseau Wi-Fi en attribuant comme :

- **Nom du réseau (SSID) :** DroneLink
- **Type de sécurité :** WPA2 ou WPA3

Il est essentiel de veiller à ce que le téléphone reste allumé et que le point d'accès reste actif durant toute l'expérimentation, afin d'assurer une connexion continue entre l'ESP32 et l'ordinateur.



Figure III-14: Configuration Du Point d'Accès Mobile

Étape 2 : Programmation de l'ESP32 pour le sniffing et l'envoi des données via UDP

Dans cette étape, nous programmons l'ESP32 pour activer le mode promiscuité et permettre l'envoi des données vers le PC via UDP. Pour cela, nous copions le code fourni dans l'IDE Arduino, puis nous remplaçons l'adresse IP 192.168.43.100 par l'adresse IP locale de notre ordinateur. Cette adresse peut être obtenue en exécutant la commande `ipconfig`. Une fois cette modification effectuée, nous téléversons le code dans l'ESP32, qui se connectera automatiquement au réseau Wi-Fi et commencera à transmettre les données.

Étape 3 : Réception des données sur le PC via un script Python

Dans cette dernière étape, nous mettons en place un script Python sur notre ordinateur afin de recevoir et d'afficher les données envoyées par l'ESP32 via le protocole UDP. Pour cela, nous créons un fichier Python que nous nommons `receiver.py`, dans lequel nous écrivons un script simple permettant d'écouter le port UDP utilisé par l'ESP32. Ce script reste en attente de paquets entrants et affiche en temps réel les messages reçus. Une fois le fichier créé, nous l'exécutons depuis un terminal en lançant la commande `python receiver.py`.

```

192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:45:41] "GET / HTTP/1.1" 200 -
[192.168.101.79] > 2A:C4:BE:55:48:30,-96,92.61,34.919831,-1.301333,603.00
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:45:44] "GET / HTTP/1.1" 200 -
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:45:46] "GET / HTTP/1.1" 200 -
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:45:49] "GET / HTTP/1.1" 200 -
[192.168.101.79] > EA:E1:A0:20:EB:A1,-92,68.13,34.919869,-1.301325,605.20
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:45:51] "GET / HTTP/1.1" 200 -
[192.168.101.79] > 16:8E:E2:6A:9A:6E,-84,36.87,34.919868,-1.301326,605.10
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:45:54] "GET / HTTP/1.1" 200 -
[192.168.101.79] > 22:66:1C:EF:EE:5C,-77,21.54,34.919877,-1.301323,605.30
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:45:57] "GET / HTTP/1.1" 200 -
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:46:00] "GET / HTTP/1.1" 200 -
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:46:03] "GET / HTTP/1.1" 200 -
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:46:05] "GET / HTTP/1.1" 200 -
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:46:08] "GET / HTTP/1.1" 200 -
[192.168.101.79] > 86:48:06:A1:DB:70,-92,68.13,34.919874,-1.301324,604.60
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:46:10] "GET / HTTP/1.1" 200 -
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:46:13] "GET / HTTP/1.1" 200 -
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:46:15] "GET / HTTP/1.1" 200 -
192.168.101.42 - - [12/Jun/2025 17:46:18] "GET / HTTP/1.1" 200 -
[192.168.101.79] > 56:C7:C3:19:A8:A6,-90,58.43,34.919871,-1.301327,603.70

```

Figure III-15: Réception UDP En Temps Réel Des Données

Étape 4 : Affichage en temps réel des données dans une interface web

Une fois les données captées par l'ESP32 et reçues en temps réel via le script Python, il est possible de les visualiser non seulement dans le terminal, mais aussi dans une interface web locale, grâce à l'intégration du framework Flask.

Le même script Python contient un petit serveur web qui génère dynamiquement une page HTML. Cette page affiche les dix dernières données sous forme de tableau lisible.

La page web est configurée pour se rafraîchir toutes les deux secondes grâce à une balise HTML. Cela permet une mise à jour continue du tableau sans intervention manuelle de l'utilisateur.

Une fois le script lancé, l'utilisateur peut accéder à la page web simplement via son navigateur, en saisissant l'adresse suivante :

<http://localhost:5000>

Données reçues (ESP32 + GPS)

MAC	RSSI	Distance	Latitude	Longitude	Altitude
4A:41:67:59:0E:A1	-93	73.56	34.919829	-1.301327	605.20
5A:52:FB:C9:87:29	-96	92.61	34.919908	-1.301317	607.30
8A:C5:62:AA:6A:2F	-92	68.13	34.919923	-1.301316	607.50
12:AF:A5:68:0E:CB	-90	58.43	34.919930	-1.301314	606.90
7A:0F:2F:DD:F0:80	-93	73.56	34.919922	-1.301316	606.40
7E:92:4E:89:3B:7B	-77	21.54	34.919894	-1.301320	604.10
86:17:F4:60:B1:BA	-86	42.99	34.919893	-1.301319	604.00
E4:A7:A0:08:70:87	-56	4.30	34.919893	-1.301317	603.90
A2:A0:1C:11:F4:31	-91	63.10	34.919893	-1.301316	603.90
96:54:CE:48:18:70	-52	3.16	34.919894	-1.301316	604.10

Figure III-16: Extraction Des Données Via Interface Web ESP32

Ainsi, les données reçues via UDP sont accessibles en direct à la fois via la console Python et via une page web conviviale, consultable depuis un navigateur.

III.9.1 Phase commune de collecte et de nettoyage des données :

Avant toute phase de traitement, que ce soit dans une approche 2D ou 3D, les données collectées suivent un même processus initial. L'ESP32 enregistre des informations telles que les adresses MAC, les valeurs de RSSI et les coordonnées GPS associés à chaque détection. Ces données brutes doivent ensuite être préparées pour assurer leur fiabilité. Cette préparation inclut un nettoyage systématique, qui consiste à éliminer les doublons, à écarter les valeurs aberrantes et à standardiser les entrées. Ce traitement préliminaire est essentiel pour garantir la qualité des calculs de positionnement, quel que soit le modèle utilisé par la suite.

III.9.2 Constitution des séquences d'entraînement :

Pour les deux approches, 2D et 3D, les données nettoyées sont organisées sous forme de séquences temporelles en vue de l'entraînement du modèle. Dans le cas de la méthode 3D, ces

séquences sont complétées par l'attitude, afin d'intégrer la dimension spatiale supplémentaire propre à ce type de traitement.

1 to 10 of 80000 entries

sample_id	timestep	uav_lat	uav_lon	altitude	distance	victim_lat	victim_lon
0	0	34.9226293863371	-1.329704346803457	12.0	26.28849591260102	34.922770220031644	-1.3298948411782159
0	1	34.92263658550668	-1.3297109325874548	12.0	25.42005417782786	34.922770220031644	-1.3298948411782159
0	2	34.92264311533228	-1.3297184770294013	12.0	24.54650744360506	34.922770220031644	-1.3298948411782159
0	3	34.92264757193688	-1.329727989885795	12.0	23.69751847253097	34.922770220031644	-1.3298948411782159
0	4	34.92265289403059	-1.329736822704252	12.0	22.845032812511015	34.922770220031644	-1.3298948411782159
0	5	34.92265797229668	-1.3297458646528606	12.0	22.00843055225099	34.922770220031644	-1.3298948411782159
0	6	34.92266495746136	-1.329752781820815	12.0	21.186399742987817	34.922770220031644	-1.3298948411782159
0	7	34.92267176313684	-1.3297599578957555	12.0	20.376627511834357	34.922770220031644	-1.3298948411782159
0	8	34.92267870648981	-1.3297669368428946	12.0	19.58725858024998	34.922770220031644	-1.3298948411782159
0	9	34.92268348696391	-1.3297762150219363	12.0	18.816904011634566	34.922770220031644	-1.3298948411782159

Show per page

Figure III-17: Structure Tabulaire Du Fichier CSV Pour L'analyse

III.10 Conclusion :

Ce chapitre a marqué le passage de la théorie à la pratique en détaillant l'implémentation de notre système de détection passive et de localisation. Nous avons conçu l'architecture matérielle en équipant un drone des capteurs nécessaires pour capter les signaux Wi-Fi et BLE de manière autonome, même sans infrastructure réseau active.

En parallèle, nous avons mis en place la chaîne logicielle permettant de collecter, nettoyer et traiter ces informations en temps réel. La constitution d'une base de données structurée et propre a été une étape déterminante, puisqu'elle a directement servi à préparer l'entraînement de notre modèle d'intelligence artificielle LSTM.

L'ensemble de cette démarche valide donc la faisabilité de notre solution. Nous disposons maintenant d'une base expérimentale solide pour aborder l'évaluation des performances de notre solution de localisation, une analyse qui reposera sur le modèle d'intelligence artificielle développé.

Chapitre IV :

Implémentation et Simulation du Système de Localisation

IV.1 Introduction :

Ce chapitre représente une étape importante dans la continuité de notre travail. Après avoir mis en place l'architecture du système, effectué la collecte des signaux et préparé les données nous passons désormais à leur exploitation à travers une approche fondée sur l'intelligence artificielle.

Notre objectif ici est d'explorer comment ces données, une fois traitées peuvent être utilisées pour prédire la position d'un individu dans un environnement post-catastrophe, en s'appuyant sur les capacités d'apprentissage d'un modèle adapté. Sans entrer encore dans les aspects techniques, nous introduisons dans cette partie la logique générale de notre démarche, qui consiste à utiliser l'IA comme outil d'aide à la localisation dans un contexte contraint.

Les sections suivantes détailleront cette approche, depuis la conception du modèle jusqu'à l'analyse des résultats obtenus lors des simulations.

IV.2 Modélisation IA Pour La Prédiction De Position :

À partir des données prétraitées, nous avons entamé la phase de modélisation, qui constitue le cœur fonctionnel du système. Il s'agit ici de transformer les séquences de signaux captés en estimations de position à l'aide d'un modèle d'apprentissage automatique. Nous expliquons ici les principales étapes mises en œuvre pour concevoir et entraîner notre modèle, depuis le choix du type de réseau de neurones jusqu'à l'évaluation de ses performances.

IV.2.1 Choix Du Modèle Face A Des Données :

Dans le cadre de notre projet, les données collectées présentent une dynamique temporelle marquée. Elles ne sont pas figées elles évoluent sans cesse, comme la distance entre un ESP32 et un appareil mobile, qui change dès qu'un des deux se déplace. Dans ce contexte, analyser chaque mesure de manière isolée ne suffit pas. Il est essentiel de prendre en compte l'enchaînement des données dans le temps, un peu comme on suit les images d'un film pour en comprendre le sens.

Pour répondre à cette logique séquentielle, nous avons choisi d'utiliser des réseaux de neurones récurrents (RNN), bien adaptés aux données qui évoluent dans le temps. Leur particularité est qu'ils gardent une trace des informations passées, ce qui permet de mieux comprendre comment les données changent d'un instant à l'autre. Dans notre cas, deux modèles se sont révélés particulièrement efficaces les LSTM et les GRU.

Ces réseaux ont plusieurs atouts :

- ❖ Ils savent suivre les évolutions dans les séquences ;
- ❖ Ils arrivent à repérer des tendances, même discrètes
- ❖ Et ils sont peu sensibles au bruit, ce qui les rend fiables même quand les données sont un peu irrégulières.

Grâce à ces propriétés, les LSTM et GRU se révèlent particulièrement efficaces pour suivre les déplacements d'un appareil mobile, même dans un environnement où les données sont imparfaites ou légèrement instables.

IV.2.2 La Mise En Œuvre Du Modèle IA :

Une fois nos données bien structurées et le modèle choisi, il était temps de passer à l'action de faire en sorte que tout ça fonctionne vraiment. L'objectif ici n'était plus seulement de tester ou de préparer, mais de construire un modèle d'IA capable d'apprendre à partir de nos données et surtout de s'adapter à notre cas concret.

Pour parvenir à un modèle performant et exploitable, il est essentiel de suivre une démarche rigoureuse, structurée autour de plusieurs étapes clés qui se déroulent successivement comme suit :

La figure suivante présente un schéma synoptique des différentes étapes successives de développement d'un modèle d'intelligence artificielle :



Figure IV-1: Processus De Modélisation En IA

1. Collecte des données

La première étape consiste à réunir un volume suffisant de données pertinentes, condition indispensable à la qualité de l'apprentissage. La fiabilité et la diversité des données collectées influencent directement la performance finale du modèle.

2. Préparation des données

Les données ont d'abord été nettoyées en amont, puis normalisées afin d'harmoniser les échelles des différentes variables. Cette étape garantit un apprentissage plus stable et équilibré. Par la suite, l'ensemble a été divisé en deux sous-ensembles :

- Ensemble d'entraînement
- Ensemble de validation

3. Choix du modèle

Un modèle d'apprentissage automatique a été sélectionné en fonction de la nature du problème, des caractéristiques des données et des objectifs visés. Ce choix constitue une étape déterminante dans le processus de modélisation.

4. Entraînement du modèle

Durant cette phase, le modèle apprend progressivement à établir des relations entre les entrées et les sorties à partir des données d'entraînement. Les poids des connexions internes sont ajustés itérativement afin de minimiser l'erreur de prédiction.

5. Réglage des hyperparamètres

Des ajustements fins ont été réalisés sur des paramètres tels que le taux d'apprentissage, le nombre de neurones ou la taille des batchs, dans le but d'optimiser les performances du modèle.

6. Évaluation du modèle

Le modèle entraîné a été évalué sur l'ensemble de validation, composé de données qu'il n'avait jamais vues. Cette étape permet de mesurer sa capacité à généraliser et à produire des prédictions fiables sur de nouvelles entrées.

7. Phase de prédiction

Une fois le modèle validé, il peut être utilisé pour effectuer des prédictions sur des données inédites. Il est ainsi opérationnel pour des applications réelles dans le cadre du système de localisation proposé.

IV.2.3 Implémentation Concrète Du Modèle IA Et Configuration Des Paramètres :

Après avoir présenté les étapes générales de la construction du modèle, nous nous concentrons ici sur leur application concrète dans notre cas. Nous décrivons les choix techniques que nous avons mis en œuvre, en particulier les paramètres utilisés lors de l'entraînement, tels que l'architecture adoptée, les outils mobilisés, et les ajustements apportés aux hyperparamètres pour optimiser les performances du système.

1. Préparation des données

Après l'importation du fichier csv les données d'entrée et de sortie ont été normalisées à l'aide de MinMaxScaler afin d'accélérer et stabiliser l'apprentissage du modèle. Enfin, le jeu de données a été scindé en deux ensembles :

- ❖ 90 % pour l'entraînement du modèle.
- ❖ 10 % pour le test.

2. Architecture du modèle

Le modèle est basé sur une architecture LSTM, particulièrement adaptée à la modélisation de séquences temporelles. Sa structure comprend :

- ❖ Une couche d'entrée pour des séquences de forme (40, 3)
- ❖ Deux couches LSTM successives (128 puis 64 neurones)
- ❖ Une couche dense intermédiaire (128 neurones, activation ReLU)
- ❖ Une couche de sortie à 2 neurones (pour la latitude et la longitude).

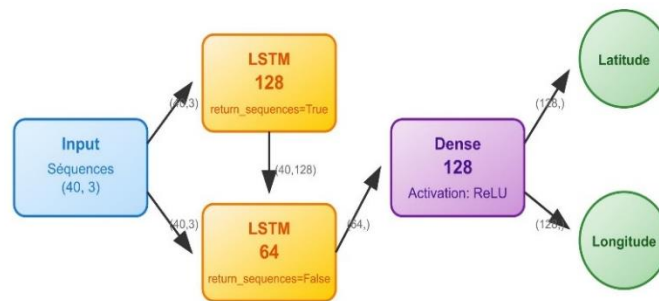


Figure IV-2: Modèle LSTM Pour La Régression Spatio-Temporelle

3. Hyperparamètres de configuration

Pour optimiser l'apprentissage, les hyperparamètres suivants ont été choisis :

Fonction de perte	Optimiseur	Taux d'apprentissage	Batch size	Nombre d'époques	Validation split
MSE	Adam	0.001	2	200	0.1 (10%)

Figure IV-3: Hyperparamètres Utilisés Pour L'entraînement Du Modèle LSTM

Ces choix de paramètres ont résulté d'un processus itératif d'essais et d'ajustements. Les valeurs finales ont été sélectionnées pour leur capacité à répondre aux exigences de notre tâche, en assurant un apprentissage stable et des performances satisfaisantes en localisation.

4. Entraînement et suivi des performances

Le modèle a été entraîné pendant 200 époques, ce qui signifie qu'il a parcouru 200 fois l'ensemble des données pour apprendre à faire ses prédictions. Tout au long de cette phase,

nous avons gardé un œil attentif sur ses performances, en nous appuyant sur deux indicateurs simples mais efficaces la MSE qui mesure l'écart global entre les prédictions et la réalité et la MAE qui donne une idée de l'erreur moyenne commise. Ces mesures ont été calculées aussi bien sur les données d'entraînement que sur celles de validation, pour s'assurer que le modèle ne faisait pas qu'apprendre par cœur, mais qu'il généralisait correctement.

5. Évaluation du modèle sur un cas réel

Afin de vérifier si le modèle avait effectivement bien appris à généraliser au-delà des données vues pendant l'entraînement, nous l'avons testé sur un jeu de données inédit, simulant une situation réelle. Pour cela, nous avons utilisé un nouveau fichier CSV contenant une séquence totalement inconnue du modèle. Les mêmes étapes de préparation que lors de l'entraînement ont été rigoureusement suivies (format, normalisation) afin d'assurer la cohérence du traitement. Le modèle a ensuite généré une prédiction des coordonnées GPS correspondant à cette séquence. Pour évaluer la pertinence de cette prédiction, nous l'avons comparée aux coordonnées réelles figurant dans le fichier. L'écart entre les deux a été mesuré en mètres. Enfin, nous avons utilisé la bibliothèque Folium pour produire une carte interactive permettant de visualiser clairement les résultats. Cette carte présente :

- ❖ La position réelle de la victime.
- ❖ La position prédite par le modèle.
- ❖ L'erreur de localisation de manière visuelle et intuitive.

IV.2.4 Analyse Des Résultats :

Suite à la phase d'implémentation du modèle, cette section est dédiée à une première analyse de ses performances. Les résultats initiaux en 2D et en 3D présentant des tendances très similaires, notre analyse se concentrera sur les résultats tridimensionnels, qui reflètent plus fidèlement la configuration réelle du problème. Nous cherchons ainsi à évaluer la précision du modèle à travers des métriques objectives et à interpréter son comportement spatial grâce à des visualisations.

Cette analyse s'articule autour de trois axes complémentaires :

- ❖ La précision des prédictions, mesurée par des indicateurs comme l'erreur moyenne ou maximale entre les coordonnées réelles et celles estimées.

- ❖ La visualisation des résultats, via des courbes d'apprentissage et des cartes interactives, afin de mieux cerner le comportement spatial du modèle.
- ❖ Une interprétation critique, visant à identifier les points forts et les pistes d'amélioration envisageables pour les étapes futures.

IV.2.4.1 Analyse Des Performances Des Modèles Gru Et LSTM :

❖ Modèle GRU

Pour évaluer le comportement de notre modèle GRU au cours de l'apprentissage, nous avons suivi l'évolution de deux indicateurs fondamentaux pendant l'entraînement. Les figures que nous allons présenter retracent cette évolution sur l'ensemble des 200 époques. Elles permettent de visualiser comment le modèle ajuste progressivement ses prédictions, en analysant à la fois le MSE et le MAE. Ces courbes sont essentielles pour apprécier la dynamique d'apprentissage, détecter d'éventuels surapprentissage, et surtout juger de la capacité de généralisation du modèle sur des données nouvelles.

• Courbe de la Loss (MSE)

Cette courbe représente l'évolution de la fonction de perte (MSE) pour les ensembles d'apprentissage (en bleu) et de validation (en orange), au fil des époques.

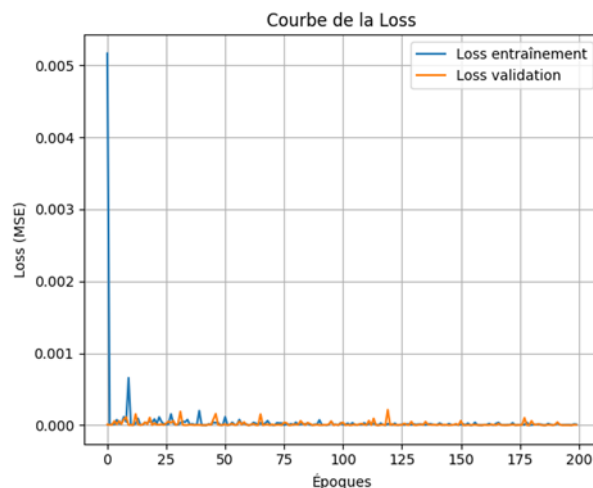


Figure IV-4: Suivi De La Loss (MSE) Du Modèle GRU Pendant L'apprentissage

Lors des premières itérations, on observe une diminution marquée de la perte dès la première époque, la loss d'entraînement s'établit à **0.0031**, pour ensuite chuter brusquement à **0.0003** à la seconde époque.

Cette décroissance rapide témoigne d'une phase d'apprentissage initiale particulièrement efficace, indiquant que le modèle GRU parvient rapidement à capturer les régularités fondamentales dans les données d'entrée.

À partir de la dixième époque, la loss d'entraînement se stabilise autour de valeurs extrêmement faibles (souvent inférieures à 0.0001). Cette stabilité reflète une convergence robuste du modèle, et démontre sa capacité à apprendre sans engendrer de surajustement sur les données d'apprentissage.

La courbe de validation présente une évolution parallèle à celle de l'apprentissage, soulignant une bonne capacité de généralisation. À titre d'illustration, la loss de validation atteint $1.93\text{e-}06$ à l'époque 30, puis diminue jusqu'à environ $2.3\text{e-}07$ en fin d'entraînement.

Cette cohérence entre les courbes indique que le modèle GRU reste performant même sur des données inédites, ce qui exclut toute forme manifeste de surapprentissage. De plus, la stabilité longitudinale des courbes confirme que le modèle a atteint un point d'équilibre optimal, où il modélise fidèlement la relation entre les séquences de distance et les coordonnées spatiales correspondantes.

- **Courbe de la MAE :**

Cette courbe reflète l'évolution de la MAE, une métrique plus sensible aux écarts locaux que la MSE, et qui fournit un aperçu complémentaire de la précision géographique du modèle.

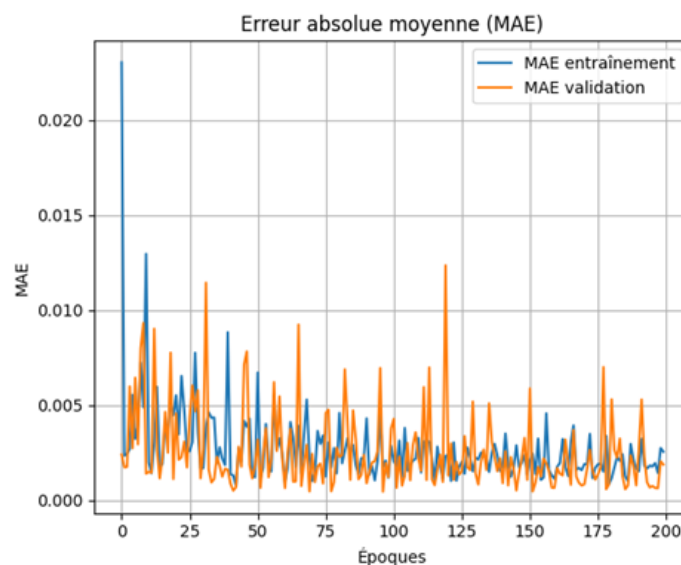


Figure IV-5: Suivi De La MAE Du Modèle GRU Pendant L'apprentissage

Le MAE observé sur l'ensemble d'entraînement passe de 0.024 à des valeurs inférieures à 0.002 au fil des époques. Cette tendance décroissante illustre une amélioration continue de la performance prédictive du modèle. Du côté de la validation, le MAE chute rapidement, atteignant 0.0049 dès l'époque 6, pour descendre jusqu'à environ 0.0003 à la dernière époque. Ce résultat traduit une très forte précision du modèle avec une erreur moyenne inférieure à 0.5 mètre, ce qui est particulièrement significatif dans un contexte de localisation géographique.

Malgré la régularité globale, quelques perturbations ponctuelles sont visibles, notamment aux époques 4 et 89, où le MAE de validation atteint ≈ 0.030 .

Le modèle GRU démontre une excellente capacité d'apprentissage initiale, avec une réduction rapide de la perte (MSE). Il atteint une convergence stable, avec des erreurs très faibles et aucune indication de surapprentissage observable. Le MAE décroît progressivement, atteignant une précision inférieure à 0.5 mètre sur les données de validation. Les fluctuations ponctuelles relevées restent limitées et n'affectent pas la robustesse globale du modèle.

Pour compléter cette analyse dynamique, des indicateurs globaux ont été extraits à partir des 2000 prédictions générées par le modèle :

- ❖ L'erreur minimale, qui correspond à la plus faible distance entre une position prédite et sa position réelle.
- ❖ L'erreur maximale, représentant l'écart le plus important observé durant la trajectoire.
- ❖ L'erreur moyenne, qui reflète la précision globale du modèle sur l'ensemble des prédictions associées à cette station mobile.

Ces valeurs nous permettent de juger la performance du système de manière plus fine, en tenant compte de la variation de précision au cours du déplacement. Le tableau ci-dessous présente les performances du modèle GRU :

Critère	Résultat
Erreur moyenne (m)	6.87
Erreur minimale (m)	1.60
Erreur maximale (m)	11.32
MSE	≈ 0.0000
MAE validation	Stable, légèrement variable

Tableau IV-1: Résultats Des Métriques D'évaluation Obtenues Par Le Modèle GRU

En complément de cette évaluation numérique, une représentation spatiale des résultats a été réalisée à l'aide de la bibliothèque Folium. Cette visualisation permet de comparer directement les positions prédites et les positions réelles des cinq stations mobiles, représentées par des marqueurs verts pour les positions réelles, rouges pour les prédictions. Les lignes bleues relient chaque paire réelle-prévue offrant ainsi une illustration concrète de la qualité de localisation obtenue. Le tableau suivant présente le détail quantitatif de ces résultats :

Victime	Erreur (m)	Interprétation
Victime 1	4.48 m	Prédiction très proche de la position réelle. Localisation fiable et représentative d'un cas maîtrisé par le modèle.
Victime 2	9.74 m	Déviation significative, probablement liée à un environnement urbain complexe. Le modèle montre des limites dans ce type de configuration.
Victime 3	4.22 m	Localisation très satisfaisante. Cas bien traité par le modèle, dans une zone bien représentée par les données d'apprentissage.
Victime 4	9.39 m	Erreur élevée, similaire à celle de la victime 2. Suggère un motif d'erreur récurrent dans certains environnements spatiaux.
Victime 5	11.32 m	Erreur maximale. Le modèle rencontre des difficultés marquées, possiblement dues à un manque de représentativité ou à des conditions locales complexes.

Tableau IV-2: Synthèse Des Erreurs De Localisation Et Interprétation

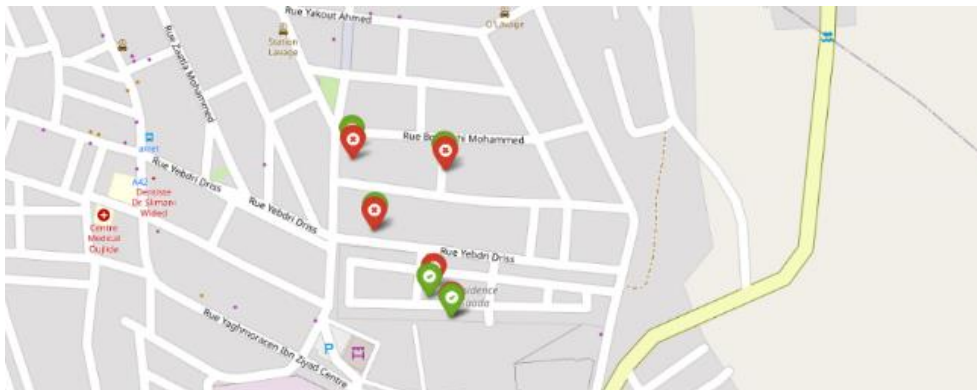
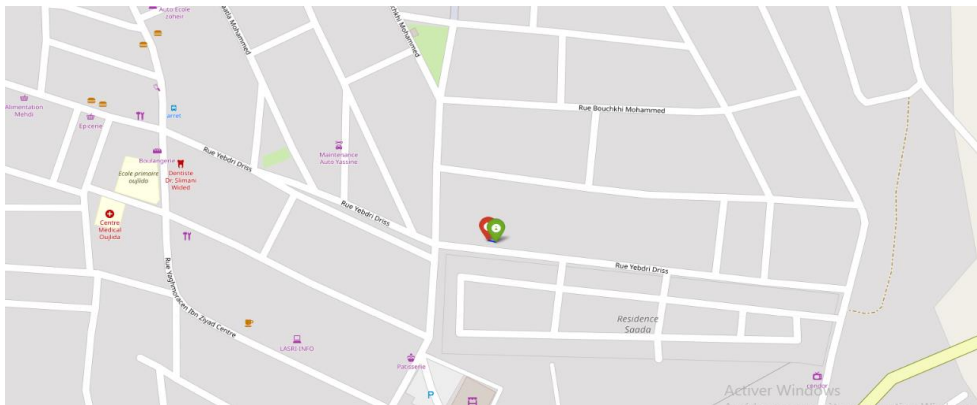


Figure IV-6: Représentation Spatiale De L'erreur De Localisation Entre Réelles Et Estimées

La position GPS de la victime a été estimée par le modèle, laquelle a été confrontée à sa position réelle pour évaluer la précision spatiale de l'estimation :

Erreur de localisation : 5.94 mètres



Le résultat obtenu montre que le modèle GRU parvient à prédire la position d'une cible avec une précision satisfaisante. L'erreur mesurée reste faible et se situe dans une plage acceptable pour une utilisation en environnement réel. Cela confirme que le modèle est capable de généraliser ce qu'il a appris, même lorsqu'il est confronté à de nouvelles données.

Les deux graphes présentent l'entraînement de model LSTM pendant 200 époques sur des données UAV de géolocalisation :

- Page | 101

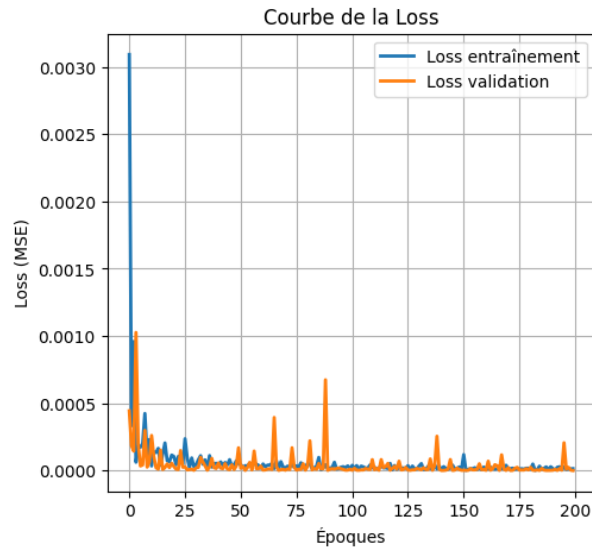


Figure IV-8: Courbe De Loss Durant L'entraînement

À la première époque, la loss d'entraînement est relativement élevée (0.0031), mais chute immédiatement à 0.0003 dès la 2^e époque. Cette chute rapide indique une bonne capacité d'apprentissage initiale.

À partir de l'époque 10, la loss oscille autour de valeurs très faibles (souvent < 0.0001), preuve que le modèle apprend bien sans sur-ajuster.

La loss de validation suit globalement la même tendance que celle de l'entraînement, ce qui indique une bonne généralisation, à l'époque 30 la val_loss tombe à $1.93e-06$ et continue de se stabiliser jusqu'à des valeurs proches de zéro ($\approx 2.3e-07$ à la dernière époque).

- **Courbe de MAE**

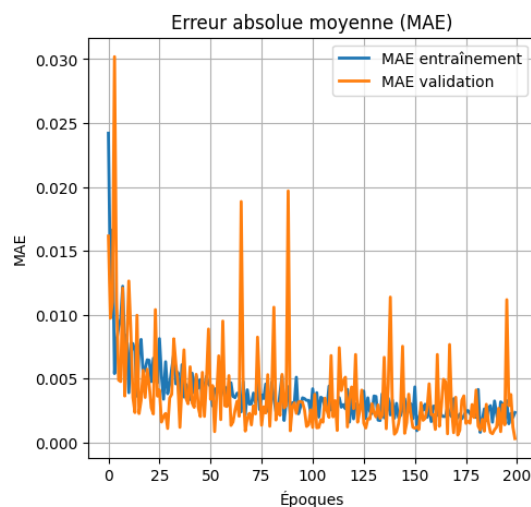


Figure IV-9: Courbe De MEA Durant L'entraînement

Le MAE d'entraînement commence à 0.024 et diminue progressivement jusqu'à ≈ 0.002 ou moins.

Dès l'époque 6 le MAE de validation atteint 0.0049, et descend jusqu'à 0.0003 à la dernière époque. Cela montre que la précision géographique du modèle est excellente, avec moins de 0.5 mètre d'erreur en moyenne.

Quelques pics sont visibles époque 4 et 89, où la val_mae monte à ≈ 0.030 . Cela peut être dû à :

- ❖ Des données bruitées ou anomalies géographiques,
- ❖ Des échantillons difficiles à prédire (zones proches en latitude/longitude).

Le modèle montre une convergence rapide, une erreur extrêmement faible en validation, et une généralisation maîtrisée. Les courbes de loss et de MAE suggèrent que le modèle n'a pas subi de overfitting. La dernière époque atteint un val_loss $\approx 2.3e-07$ et un val_mae ≈ 0.0003 , ce qui est exceptionnellement bon pour des coordonnées GPS.

Pour quantifier de manière rigoureuse la précision de notre modèle, une analyse des erreurs d'évaluation a été menée. Le tableau suivant récapitule les indicateurs de performance clés :

Critère	Valeur
Mean Squared Error	≈ 0.000000
Erreur moyenne	1.37 m
Erreur maximale	16.69 m
Erreur minimale	0.08 m

Tableau IV-3: Résumé Quantitatif De La Performance Du Modèle

En complément de l'analyse globale, une étude a été menée sur les cinq cibles testées. Le tableau suivant présente, pour chaque cible, l'erreur de localisation associée, permettant ainsi une évaluation fine de la précision obtenue.

Victime	Erreur géodésique	Interprétation
Victime 1	4.81 m	Légère dispersion, précision correcte
Victime 2	0.98 m	Très bonne précision
Victime 3	0.65 m	Excellente précision

Victime 4	1.17 m	Bonne précision
Victime 5	0.85 m	Très bonne précision

Tableau IV-4: Evaluation Individuelle Des Performances De Localisation

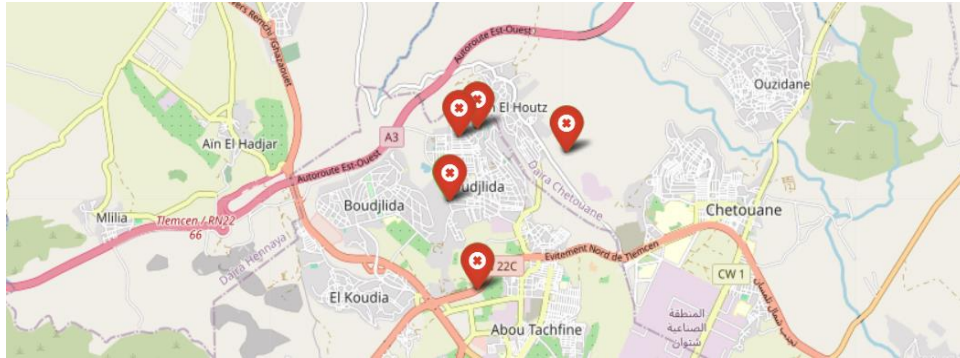


Figure IV-10: Visualisation De L'erreur De Localisation Positions Réelles Vs Estimées

Ces valeurs confirment la robustesse du modèle dans la majorité des cas, l'erreur est inférieure à 1.5 m, ce qui est largement suffisant pour des applications réelles de localisation d'urgence.

Après avoir validé les bonnes performances du modèle LSTM en phase d'entraînement, nous avons procédé à son évaluation en conditions réelles. L'objectif était de tester sa capacité de généralisation en prédisant des localisations à partir d'un jeu de données entièrement nouveau. Pour illustrer cette capacité, voici un exemple concret des résultats obtenus pour un point de test :

- ❖ Coordonnées réelles: (34.921385, -1.327254).
- ❖ Coordonnées prédites : (34.921379, -1.327263).
- ❖ Erreur de localisation : 1.04 mètre.

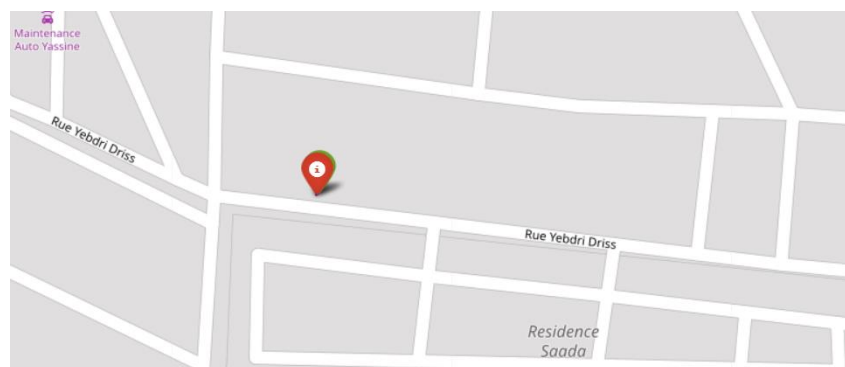


Figure IV-11: Evaluation De La Position D'une Victime Sur Une Carte Locale.

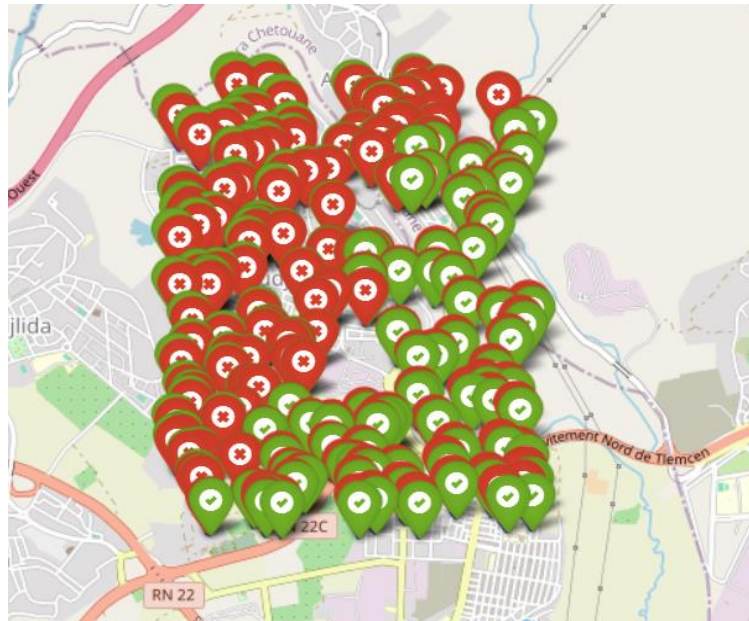


Figure IV-12: Visualisation Cartographique Des Stations Mobiles (MS) Durant La Phase De Test (10% Des Données)

En d'autres termes, le modèle n'est pas simplement performant sur les données d'entraînement il reste pertinent et robuste lorsqu'il est confronté à des situations inédites. Ce type de performance est particulièrement précieux dans les applications critiques comme la recherche de victimes, où la localisation rapide et précise peut faire toute la différence. Ces résultats valident l'intérêt du modèle LSTM comme solution viable pour la prédiction de positions GPS dans un cadre opérationnel alliant précision stabilité et capacité de généralisation.

IV.3 Comparaison Entre Les Modèles LSTM Et GRU Pour La Localisation :

Afin d'évaluer les performances respectives des architectures LSTM et GRU dans le cadre de la tâche de localisation de cibles à partir de données UAV, une analyse comparative a été conduite sur plusieurs aspects clés. Cette comparaison porte notamment sur la précision des prédictions, la rapidité de convergence, la stabilité pendant l'entraînement, ainsi que la capacité de généralisation de chaque modèle. Les tableaux suivants synthétisent les résultats observés permettant de mettre en évidence les forces et les limites de chaque approche.

Performance d'entraînement et généralisation en 3D					
Modèle	MSE validation final	MAE validation final	Convergence	Overffiting	Datasets
LSTM	2.3e-07	0.0003	Rapide et stable dès l'époque 10	Aucun	Commun
GRU	5.3e-06	0.0019	Plus fluctuant mais converge raisonnablement	Très léger Contrôle par validation	

Tableau IV-5: Comparaison Des Performances Des Modèles LSTM Et GRU

Le modèle LSTM démontre une convergence rapide et des erreurs de validation très faibles témoignant d'une excellente capacité d'apprentissage. En comparaison, le GRU présente un comportement légèrement plus instable, mais demeure globalement performant.

Précision de la localisation 3D					
Modèle	Erreur Moyenne (m)	Erreur Minimale (m)	Erreur Maximale (m)	La prédiction	Datasets
LSTM	1.37	0.08	16.69	1.04	Commun
GRU	6.87	1.60	11.32	5.94	

Tableau IV-6: Résultats De La Validation Pratique Des Modèles.

En situation réelle, le LSTM surpasse largement le GRU en termes de précision, avec une localisation très proche de la vérité terrain. L'écart constaté avec le GRU reste acceptable, mais montre une sensibilité accrue.

- ❖ Robustesse face à des données complexes
- ❖ LSTM : Montre une stabilité remarquable même face à des données bruitées ou des trajectoires complexes.

- ❖ GRU : Efficace dans l'ensemble, mais plus vulnérable aux perturbations spatiales ou aux cas limites.

Coût computationnel et simplicité de déploiement en 3D				
Aspect	Nombre de paramètres	Temps d'entraînement	Complexité du modèle	Datasets
LSTM	Plus élevé	Plus long	Plus complexe	Commun
GRU	Moins élevé	Plus court	Plus simple à intégrer	

Tableau IV-7: Synthèse Des Coûts De Performance

Le GRU se distingue par sa légèreté et sa rapidité, le rendant pertinent pour des systèmes embarqués ou à ressources limitées. Le LSTM, plus exigeant reste cependant incontournable pour des scénarios où la précision est critique.

Les deux architectures sont capables de prédire efficacement la position de victimes à partir de données UAV. La robustesse du modèle LSTM se manifeste par sa capacité à allier une haute précision et un apprentissage stable.

À l'inverse, le GRU offre un meilleur compromis entre performance et efficacité, ce qui le rend idéal pour des contextes où les contraintes de calcul sont fortes.

Sur la base de ces résultats, nous pouvons désormais aborder l'étape de prédiction afin d'évaluer la performance du modèle en situation opérationnelle.

IV.3.1 Prédiction Autonome En Condition Réelle :

La prédiction constitue la dernière étape, celle où le modèle agit de manière totalement autonome. À partir de données d'entrée inédites, il génère ses propres estimations de position, sans accès à la position réelle. Cette phase est essentielle, car elle traduit concrètement la capacité du modèle à fonctionner en conditions réelles, en produisant des résultats exploitables sans intervention humaine. La section suivante détaille les performances quantitatives enregistrées lors de cette phase :

IV.3.2 Méthodologie De Prédiction En Conditions Réelles :

Pour évaluer la performance de notre modèle en conditions réelles, nous avons appliqué un protocole de test rigoureux, décomposé en plusieurs étapes clés :

1. Acquisition des données en temps réel

Dans un premier temps, de nouvelles séquences de signaux ont été collectées depuis le drone et récupérées à l'aide de nos scripts Python. Ces données sont entièrement nouvelles et n'ont jamais été utilisées lors de la phase d'entraînement.

2. Préparation du fichier de test

Ces données brutes ont ensuite été traitées et formatées dans un fichier CSV spécifique pour le test. Ce fichier est structuré en trois colonnes, qui sont les entrées requises par notre modèle la distance, la longitude du drone et la latitude du drone au moment de la capture.

3. Lancement de l'inférence :

Une fois le fichier de test structuré, il a été importé dans notre environnement d'exécution. Le modèle LSTM, préalablement entraîné, a ensuite été chargé et exécuté sur ces nouvelles données.

4. Génération de la position estimée

Pour chaque séquence d'entrée, le modèle a généré en sortie une unique prédiction, correspondant aux coordonnées géographiques (latitude et longitude) estimées de la cible.

Durant cette phase, le modèle opère sans aucune connaissance de la position réelle de la cible. Cette condition est fondamentale, car elle garantit une simulation fidèle d'un scénario opérationnel.

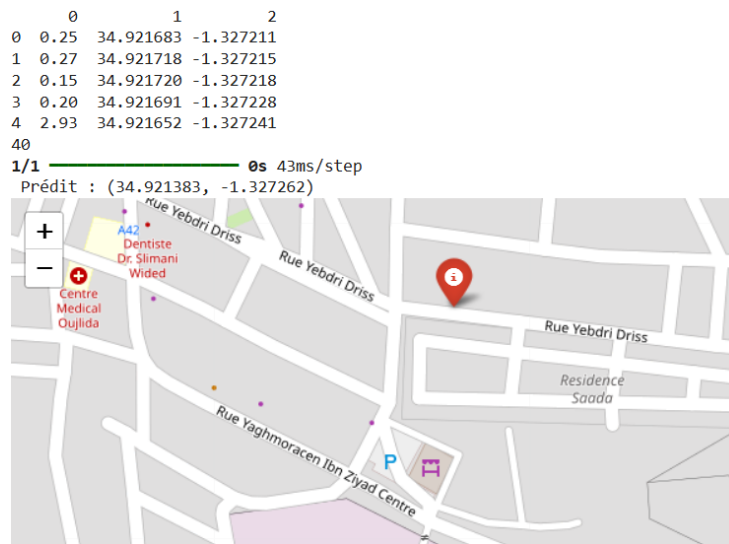


Figure IV-13: Illustration D'un Résultat De Prédiction Unique

L'analyse de ces performances démontre la faisabilité et la pertinence de la solution développée. Nous avons ainsi établi une preuve de concept solide qui répond à la problématique initiale.

Cette phase a permis de valider de manière concrète la robustesse de notre approche. L'étude des performances démontre non seulement la faisabilité technique de la solution, depuis la capture du signal jusqu'à la prédiction, mais aussi sa grande pertinence pour répondre au problème des zones sinistrées.

IV.4 Conclusion :

Au terme de ce chapitre, nous avons transformé un défi théorique en une réalité technique en développant un système de localisation fonctionnel, dont la performance a été rigoureusement mesurée. Le modèle final, basé sur l'architecture LSTM a démontré sa supériorité en atteignant un niveau de précision élevé en conditions réelles, ce qui valide sa fiabilité sur le terrain.

Au-delà de la performance pure, ce travail confirme qu'une approche structurée et pragmatique est souvent plus puissante qu'une complexité excessive. Le véritable succès est d'avoir bâti un outil non seulement précis, mais aussi intelligible et robuste. Cette phase d'implémentation étant achevée avec succès, nous disposons désormais de la base solide et indispensable pour aborder la prochaine étape, l'intégration de cette technologie dans un système à plus grande échelle.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Dans un monde confronté à une fréquence croissante de catastrophes naturelles et d'incidents majeurs, assurer la localisation rapide des victimes devient un impératif vital. Ce travail s'est inscrit dans cette réalité, en apportant une réponse technologique à un enjeu profondément humain. L'objectif était clair : proposer une solution autonome et intelligente capable de détecter et localiser des survivants dans des zones où les réseaux traditionnels sont inopérants.

L'idée directrice a été de pallier les limites des réseaux cellulaires, souvent inopérants en situation de crise, en s'appuyant sur les signaux BLE et Wi-Fi encore émis par les appareils des victimes. Grâce à un drone autonome équipé d'un module ESP32, ces signaux ont pu être captés en vol, puis interprétés à l'aide de modèles de deep learning notamment les architectures LSTM et GRU entraînées à prédire les positions géographiques.

Les résultats expérimentaux ont mis en évidence la puissance de cette solution : une localisation précise, rapide et stable, même dans des environnements perturbés. Le modèle LSTM, en particulier, a affiché des performances remarquables, avec une erreur moyenne inférieure à 1,5 mètre. Le GRU, bien que légèrement moins précis, a montré une robustesse appréciable.

Au-delà des résultats chiffrés, ce travail démontre qu'une telle solution est techniquement réalisable, économiquement accessible, et potentiellement déployable sur le terrain. Elle offre aux équipes de secours un outil d'aide à la décision précieux, notamment dans les premières heures critiques suivant une catastrophe.

Cette démarche allie innovation technologique et engagement humanitaire. Elle illustre avec clarté comment la technologie, bien orientée, peut devenir un levier puissant pour sauver des vies. Ce projet n'est pas une fin, mais le début d'un champ d'exploration prometteur, à l'intersection entre intelligence artificielle, robotique autonome et gestion des crises humanitaires.

Bibliographie

- [1] J. Rana, *GSM Architecture, Protocols and Services*, 2011.
<https://juelrana.wordpress.com/wp-content/uploads/2011/01/gsm.pdf>
- [2] F. Hillebrand, "Milestones of the GSM/UMTS Development," *3GPP*, mars 2007.
[https://www.3gpp.org/ftp/workshop/2007-03-14 20%20Years%20of%20GSM/Presentation/07 GSM UMTS milestones 070311.pdf](https://www.3gpp.org/ftp/workshop/2007-03-14%2020Years%20of%20GSM/Presentation/07_GSM_UMTS_milestones_070311.pdf)
- [3] J. Schiller, *Mobile Communications*, 2nd ed., London, UK: Addison-Wesley, 2003.
https://repository.unimal.ac.id/1614/17/Mobile_Communications.pdf
- [4] M. T. Mahmoud, M. A. Abass, and I. O. Muritala, "Critical review of GSM network structure," *ResearchGate*, preprint, 2024.
[https://www.researchgate.net/publication/385302041 Critical review of GSM network structure](https://www.researchgate.net/publication/385302041_Critical_review_of_GSM_network_structure)
- [5] E. Agu, *GSM Overview: Architecture and Protocols*, Worcester Polytechnic Institute, Lecture Notes, 2006. <https://web.cs.wpi.edu/~emmanuel/courses/cs525m/S06/slides/gsm.pdf>
- [6] "GSM in Wireless Communication," *GeeksforGeeks*, 6 déc. 2022.
<https://www.geeksforgeeks.org/gsm-in-wireless-communication>
- [7] F. van den Broek, *Introduction to GSM Security*, Radboud University Nijmegen, Lecture Notes, 2008. https://www.cs.ru.nl/~fabianbr/Introduction_gsm_security.pdf
- [8] I. Poole, "GSM network architecture," *Electronics Notes*,: <https://www.electronics-notes.com/articles/connectivity/2g-gsm/network-architecture.php>
- [9] Thales Group, "What is an IMEI number and why is it important?," *Thales Group*, <https://www.thalesgroup.com/en/markets/digital-identity-and-security/inspired/basics-of-phone-security/imei-number>
- [10] "International Mobile Equipment Identity," *Wikipédia*, https://fr.wikipedia.org/wiki/International_Mobile_Equipment_Identity
- [11] M. A. Ali, "GSM Network Overview and Security Architecture," University of Baghdad, 2022. <https://repository.uobaghdad.edu.iq/user/109234074914052017789/96939498-edd3-45b6-8a11-441593751ce8.pdf>

- [12] J. Clark, *GSM: Architecture, Protocols, and Services*, University of Kentucky, Course Material, 2004. <https://www.uky.edu/~jclark/mas355/GSM.PDF>
- [13] S. Mouly and M.-B. Pautet, *GSM Networks: Protocols, Terminology and Implementation*, 1992.
https://kolegite.com/EE_library/books_and_lectures/Комуникационна%20техника/GSM%20Networks%20-%20Protocols,%20Terminology%20and%20Implementation.pdf
- [14] “Chapitre 2 : Architecture du réseau GSM,” *Technologue Pro*, [En ligne]. Disponible : https://www.technologuepro.com/gsm/chapitre_2_GSM.htm
- [15] V. K. Garg and J. E. Wilkes, *GSM Architecture and Interfaces*, in *Wireless and Personal Communication Systems*, Prentice Hall, 1998, pp. 71–90.
- [16] J. Schiller, *Mobile Communications*, 2nd ed., Addison-Wesley, 2003.
<https://web.uettaxila.edu.pk/CMS/SP2013/teMCTTms/tutorial%5CMobile-Communications-JochenSchiller.pdf>
- [17] National Telecommunications Institute for Policy Research, Innovation and Training (NTIPRIT), *GSM Radio Network Concepts*.
https://www.ntiprit.gov.in/pdf/gsm2g/GSM_radio_Network_Concepts.pdf
- [18] ETSI, *GSM 05.02 V5.1.0 (1996-07): Digital cellular telecommunications system (Phase 2+) – Multiplexing and multiple access on the radio path*, European Telecommunications Standards Institute, Sophia Antipolis, France, 1996.
https://www.etsi.org/deliver/etsi_gts/05/0502/05.01.00_60/gsm05_0502v050100p.pdf
- [19] “GSM logical channels and 2G network functions,” *RF Wireless World*.
<https://www.rfwireless-world.com/tutorials/gsm/gsm-logical-channels-2g-network-functions>
- [20] “Architecture GSM,” *crazy.fred.free.fr*. <http://crazy.fred.free.fr/elec/gsm/gsm2.html>
- [21] M. B. Bouhamed, “Optimisation des algorithmes de localisation dans les réseaux de capteurs sans fils,” *ResearchGate*, juin 2023.
https://www.researchgate.net/publication/371984490_Optimisation_des_algorithmes_de_localisation_dans_Les_reseaux_de_capteurs_sans_fils

- [22] C. Nehnouh, M. Guezouri, et M. Keche, “Réalité augmentée : localisation d’un mobile dans un environnement indoor,” *Communication Science & Technologie*, no. 11, pp. 1–6, Juil. 2013.
- [23] A. Boudraa, A. Sahli, H. Afraites, M. Berrahou, et A. Zouaki, “An Improved RSSI-Based Indoor Localization Algorithm Using Cuckoo Search with Confinement and Tangent Flight,” *Sensors*, vol. 23, no. 20, p. 8598, Oct. 2023. <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/20/8598>
- [24] S. A. Lashgari, A. Varshosaz, M. Noubir, and G. Noubir, “Indoor Localization Using Deep Neural Network and Semi-Supervised Label Propagation,” in *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys '21)*, 2021. <https://www.khoury.northeastern.edu/home/noubir/publications-local/LVNN2021.pdf>
- [25] K. Scarfone and J. Padgett, “Guide to Bluetooth Security – Recommendations of the National Institute of Standards and Technology,” *NIST Special Publication 800-121 Revision 2*, U.S. Department of Commerce, 2017. <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/SpecialPublications/NIST.SP.800-121r2.pdf>
- [26] K. Bauer, S. Garfinkel, and D. McCoy, “Bluesnarfing, Bluebugging, and Bluetooth Security Risks,” University of Florida, Technical Report, 2009. <https://www.cise.ufl.edu/~tucker/docs/blues-clues.pdf>
- [27] L. F. Oliveira, D. Schneider, J. de Souza, and W. Shen, “Mobile Device Detection through WiFi Probe Requests Analysis,” *IEEE Access*, vol. XX, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2925406.
- [28] M. S. Fareed, A. D. Brucker, and A. Gawanmeh, “On privacy threats in e-learning cloud-based platforms: A systematic analysis,” *Journal of Information Security and Applications*, vol. 42, pp. 1–14, Jun. 2018. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1570870518300696>
- [29] S. Rabhi, *Optimisation des algorithmes de localisation dans les réseaux de capteurs sans fils*, Thèse de doctorat, Université Ferhat Abbas Sétif 1, Algérie, 2021.

- [30] F. Shang, W. Su, Q. Wang, H. Gao, and Q. Fu, “A Location Estimation Algorithm Based on RSSI Vector Similarity Degree,” *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 10, no. 6, pp. 1–11, 2014, doi: 10.1155/2014/371350.
- [31] A. R. dos Santos and J. C. Nobre, “Localização indoor baseada na leitura bidirecional do RSSI,” *Anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação (SBSI)*, pp. 1–8, 2016.
<https://scispace.com/pdf/localizacao-indoor-baseada-na-leitura-bidirecional-do-rssi-48yfkbp7h7.pdf>
- [32] Chapitre 1 : Intelligence Artificielle,” *Scribd*, [En ligne]. Disponible :
<https://www.scribd.com/document/683968424/Chapitre1-Intelligence-Artificielle-2>.
[Consulté le : 5 mai 2025].
- [33] [J. P. Mueller and L. Massaron, *Machine Learning For Dummies*, Wiley, 2016.](#)
- [33] [J. P. Mueller and L. Massaron, *Machine Learning For Dummies*, 2nd ed. Hoboken, NJ : Wiley, 2021, pp. 11, 15, 20, 294.](#)
- [33] [J. P. Mueller and L. Massaron, *Machine Learning For Dummies*, Wiley, 2016, pp. 167–169.](#)
- [34] Futurebrain, “AI Evolution: A Timeline of the History of Artificial Intelligence,” *Futurebrain*, [online]. Available: <https://www.futurebra.in/ai-evolution>. [Accessed: 10-May-2025].
- [35] World Economic Forum, “A short history of AI in 10 landmark moments,” *World Economic Forum*, Oct. 2024. [Online]. Available:
<https://www.weforum.org/stories/2024/10/history-of-ai-artificial-intelligence/>. [Accessed: 10-May-2025].
- [36] [I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*, MIT Press, 2016, pp. 97–99.](#)
- [36] [I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*, MIT Press, 2016, pp. 243–244.](#)
- [36] [I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*, MIT Press, 2016, pp. 14–16](#)

- [36] [I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, Deep Learning, Cambridge, MA: MIT Press, 2016, p. 204–205, 326–328.](#)
- [37] [P. Kim, MATLAB Deep Learning : With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence, Apress, 2017, pp. 21–25](#)
- [37] [P. Kim, MATLAB Deep Learning: With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence, Apress, 2017, p. 54](#)
- [38] [J. Lederer, Activation Functions in Artificial Neural Networks: A Systematic Overview, Ruhr-University Bochum, Germany, Jan. 2021, p. 7.](#)
- [39] [E. Charniak, *Introduction to Deep Learning*, 1st ed. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2019.](#)
- [40] [C. M. Bishop and H. Bishop, *Deep Learning: Foundations and Concepts*, 1st ed. Cham, Switzerland: Springer, 2024. p. 222-224](#)
- [40] [C. M. Bishop and H. Bishop, *Deep Learning: Foundations and Concepts*, Springer, 2024, pp. 1–2.](#)
- [41] [R. Moradi, R. Berangi, and B. Minaei, “A survey of regularization strategies for deep models,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 53, no. 6, p.4, Springer, 2019.](#)
- [42] [L. Moroney, *AI and Machine Learning for Coders: A Programmer’s Guide to Artificial Intelligence*, 1st ed. Sebastopol, CA, USA: O’Reilly Media, 2020. p.117.](#)
- [43] [N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, “Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 15, pp. 1929–1958, 2014](#)
- [44] [M. Martinez-Ramon, *Deep Learning: A Practical Introduction*, Morgan & Claypool, 2020, pp. 46–47.](#)
- [44] [M. Martinez-Ramon, *Deep Learning: A Practical Introduction*, Morgan & Claypool Publishers, 2020, p.153-189.](#)
- [45] [Jiang, X., Hadid, A., Pang, Y., Granger, E., & Feng, X. \(Eds.\). \(2019\). "Deep learning in object detection and recognition."](#)

- [46] C. Olah, “Understanding LSTM Networks,” *Colah’s blog*, Aug. 2015. [En ligne]. Disponible : <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>. [Consulté le: 20 mai 2025]:
- [47] Wevolver, “ESP32 Pinout: A Comprehensive Guide for Engineers,” *Wevolver*, 2023. [En ligne]. Disponible : <https://www.wevolver.com/article/esp32-pinout-a-comprehensive-guide-for-engineers>
- [48] Espressif Systems, *ESP32 Datasheet*, Version 4.9
<https://files.seeedstudio.com/wiki/Spartan-Edge-Accelerator-Board/res/ESP32-datasheet.pdf>
- [49] https://dox.ipxe.org/group_ieee80211_fc.html

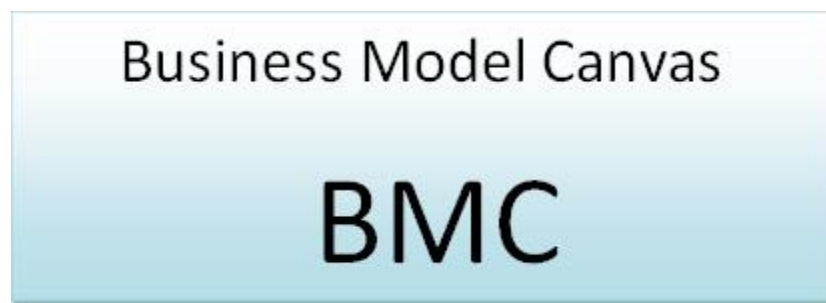


جامعة أبو بكر بلقايد
+ⵓⵎⵎⵓⵔⵉⵙ ⵓⵎⵓⵎⵓⵔⵓ ⵓⵎⵓⵎⵓⵔⵓ ⵓⵎⵓⵎⵓⵔⵓ
UNIVERSITY OF TLEMCE



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen



N° de projet : FT-050

Faculté/Institut : Technologie

Département : Télécommunication

Nom du projet : Détection des signaux de communications cellulaires en zones blanches post catastrophe et analyse de données : Approche à base d'intelligence Artificielle.

Encadrant 1: Mr BENDIMERAD Yassine

Co-encadrant 1: Mr GHOMRI Benmeziane Imad- ddine

Etudiants : -

-

- TCHOUAR Wafaa Meryem
- LEBEKIA Bisma

Année universitaire : 2024/2025



جامعة أبو بكر بلقايد
جامعة تلمسان
UNIVERSITY OF TLEMSEN



1. Proposition de valeur (Value Proposition) القيمة المقترحة

a. Quels problèmes résolvons-nous pour nos clients ?

نحلها لعملائنا المشاكل التي هي ما ؟

Notre projet répond au problème critique de la localisation des victimes dans les zones sinistrées où les moyens de communication traditionnels sont indisponibles. Notre solution permet d'estimer la présence humaine dans des zones précises en détectant des signaux passifs émis par les appareils des personnes. Elle fournit des indications géographiques sur la position potentielle des victimes, ce qui permet aux équipes de secours, d'intervenir plus rapidement dans les zones où la présence de victimes est la plus probable et d'augmenter significativement les chances de sauvetage.

b. Quels besoins de nos clients satisfont nos produits ou services ?

ما هي الاحتياجات التي يلبّيها منتجاتنا أو خدماتنا لعملائنا؟

Nos produits répondent au besoin urgent de détection rapide de la présence humaine dans des environnements où les communications sont coupées. Les équipes de secours doivent souvent intervenir sans informations fiables sur l'emplacement des victimes. Notre solution comble ce manque en fournissant des indications précieuses sur la localisation possible des personnes, sans nécessiter d'infrastructure active ou d'interaction humaine. Elle aide ainsi les intervenants à agir plus vite, à mieux organiser leurs efforts, et à augmenter les chances de sauver des vies dans des contextes critiques.

c. En quoi notre offre est-elle différente de celle de nos concurrents ?

ماذا تختلف عروضنا عن تلك التي يقدمها منافسوننا؟ في

Notre offre se distingue des solutions concurrentes par son approche hybride combinant la détection au sol et embarquée sur drone. Contrairement aux systèmes complexes et coûteux utilisés par d'autres, notre solution repose sur une détection passive des signaux émis par les appareils des victimes, sans nécessiter d'émission active ni de réseaux simulés. Elle intègre



جامعة أبو بكر بلقايد
جامعة تلمسان
UNIVERSITY OF TLEMEN



L'intelligence artificielle pour prédire la position potentielle des personnes détectées. Cette double capacité, au sol et en vol permet de couvrir efficacement de larges zones tout en maintenant une précision suffisante pour orienter les équipes de secours.

d. Quelles est notre proposition unique de valeur ?

ما هو العرض الفريد للقيمة لدينا؟

Notre proposition unique de valeur repose sur notre capacité à offrir une solution opérationnelle immédiatement utilisable dans des contextes critiques, sans dépendre d'infrastructures lourdes ou d'interventions complexes. Conçue pour être simple à déployer et à utiliser par les équipes de secours, notre approche favorise la rapidité, l'autonomie et la fiabilité sur le terrain. Elle se démarque par son adaptabilité aux environnements imprévisibles tout en fournissant des informations exploitables permettant d'agir efficacement dans les premières heures décisives suivant une catastrophe.

2. Segments de clients (Customer Segment) العملاء :

a. Quels sont nos clients principaux ?

من هم العملاء او الزبائن الرئيسيون؟

Nos clients principaux sont les organismes chargés de la gestion des situations d'urgence et des catastrophes tels que les services de protection civile, les équipes de secours et de recherche. Ces acteurs interviennent en première ligne lors de crises et ont besoin d'outils fiables pour localiser rapidement les victimes et organiser efficacement leurs opérations sur le terrain.

b. Quels sont les différents segments de clients que nous visons ?

ما هي الفئات المختلفة من العملاء التي تستهدفها؟

Nous visons plusieurs segments de clients liés à la gestion des crises et à la sécurité publique. Le premier segment concerne les institutions gouvernementales telles que la protection civile, les services de secours et les ministères de l'intérieur ou de la défense. Le



جامعة أبو بكر بلقايد
جامعة تلمسان
UNIVERSITY OF TLEMSEN



Deuxième segment regroupe les organisations humanitaires intervenant dans les zones sinistrées. Enfin, un troisième segment inclut les entreprises spécialisées dans la sécurité les technologies d'urgence ou la surveillance de zones à risque qui peuvent intégrer notre solution dans leurs services.

c. Quels sont les besoins spécifiques de chaque segment de clients ?

ما هي الاحتياجات الخاصة لكل فئة من العملاء؟

Chaque segment de clients a des besoins spécifiques en situation de crise. Les services de secours et de protection civile ont besoin de localiser rapidement les victimes pour optimiser leurs interventions et réduire le temps de recherche. Les organisations humanitaires recherchent des outils fiables et simples à déployer pour intervenir efficacement dans des zones à haut risque avec peu de ressources. Les autorités locales ou nationales ont besoin de solutions de surveillance pour évaluer la situation sur le terrain et coordonner les opérations. Enfin, les entreprises de sécurité ou de gestion de crise cherchent des technologies innovantes pour renforcer leurs services et proposer des solutions de pointe à leurs clients.

d. Comment pouvons-nous catégoriser nos clients en groupes distincts ?

كيف يمكن تصنيف عملائنا الى مجموعات مختلفة؟

Nous pouvons catégoriser nos clients en quatre groupes principaux selon leur rôle et leurs besoins :

- **Premier groupe : les intervenants opérationnels**
Il s'agit des services de secours, de la protection civile et des équipes de recherche et sauvetage qui utilisent directement la solution sur le terrain.
- **Deuxième groupe : les organismes de coordination**
Comprend les autorités locales ou nationales chargées de la gestion stratégique et de la coordination des interventions.



جامعة أبو بكر بلقايد
جامعة تلمسان
UNIVERSITY OF TLEMEN



- **Troisième groupe : les organisations humanitaires**
Interviennent dans les zones sinistrées avec des moyens limités que ce soit en personnel, en matériel ou en budget. Elles ont donc besoin de solutions faciles à utiliser rapidement déployables et peu coûteuses afin de pouvoir agir efficacement sur le terrain malgré des conditions souvent difficiles.
- **Quatrième groupe : les entreprises spécialisées en sécurité et gestion des risques**
Peuvent intégrer notre solution dans leurs services existants pour renforcer leur offre technologique et opérationnelle

3. Relation avec les clients (Consumer Relationships) : علاقة مع العملاء

- a. Quel type de relation chaque segment de clients attend il de nous ?

نوع من العلاقة يتوقعه كل فئة من العملاء منا؟ اي

Nous visons à établir avec chaque segment de clients une relation fondée sur la pertinence, la fiabilité et la qualité de la solution proposée. En offrant une réponse adaptée aux attentes spécifiques de chaque groupe, nous garantissons une collaboration efficace et professionnelle, quel que soit le contexte d'intervention.

- b. Comment entretenons-nous actuellement les relations avec nos clients ?

كيف نحافظ حاليًا على العلاقات مع عملائنا؟

Nous maintenons nos relations clients par une communication régulière, un accompagnement personnalisé et une disponibilité constante, afin d'assurer une collaboration efficace et durable.

- c. Comment pouvons-nous améliorer ou personnaliser nos interactions avec nos clients ?

يمكننا تحسين أو تخصيص تفاعلاتنا مع عملائنا؟ كيف

Nous envisageons d'améliorer nos interactions clients en mettant en place un service dédié, spécialisé dans l'écoute et le traitement des demandes. Ce service client assurera un suivi personnalisé, une réponse rapide aux préoccupations et un accompagnement continu, renforçant ainsi la qualité de la relation et la confiance avec nos partenaires.



جامعة أبو بكر بلقايد
+08.04.444 08000 0112.681 1100.1
UNIVERSITY OF TLEMCEEN



4-Canaux de distribution (Channels) : قنوات التوزيع

a. Par quels canaux nos clients veulent-ils être atteints ?

أي قنوات يفضل عملاؤنا أن يتم التواصل معهم؟ من خلال

Ils souhaitent être contactés principalement par e-mail professionnel, appels téléphoniques directs, plateformes de messagerie instantanée sécurisées, ainsi que par des réunions en présentiel ou en visioconférence selon le contexte. Ces canaux permettent un échange fluide, rapide et adapté à leurs contraintes opérationnelles.

b. Quels canaux sont les plus efficaces pour atteindre chaque segment de clients ?

هي القنوات الأكثر فعالية للوصول إلى كل فئة من العملاء؟ ما

Les canaux les plus accessibles et efficaces pour atteindre nos clients sont, en premier lieu, les échanges présentiels, suivis par la communication directe par téléphone, puis par les échanges par e-mail, adaptés aux suivis formels et documentés.

c. Comment pouvons-nous intégrer différents canaux pour améliorer l'expérience clients ?

يمكننا دمج مختلف القنوات لتحسين تجربة العملاء؟ كيف

Nous pouvons améliorer l'expérience client en combinant plusieurs canaux de manière complémentaire. Par exemple, utiliser les échanges présentiels pour les premières démonstrations ou formations, maintenir une communication continue par téléphone pour le support rapide, et assurer le suivi administratif et technique par e-mail. L'intégration fluide de ces canaux permet de garantir disponibilité, réactivité et cohérence tout au long de la relation avec le client.

5-Partenaires clés (Key Partnerships) : الشراكة الرئيسية

a. Qui sont nos partenaires clés ?

من هم شركاؤنا الرئيسيون؟

Parmi nos partenaires clés, nous identifions :



جامعة أبو بكر بلقايد
ⵜⴰⵎⴰⵏⵜ ⵏ ⵜⴰⵎⴰⵏⵜ ⵏ ⵜⴰⵎⴰⵏⵜ
UNIVERSITY OF TLEMCEEN



- **Les fabricants et fournisseurs de composants électroniques** : tels que les producteurs de modules ESP32, de capteurs et de drones, qui assureront l'approvisionnement technique nécessaire au développement et au déploiement de notre solution.
 - **Les centres de recherche** : spécialisés en IA, télécommunications ou systèmes embarqués, pour le développement technologique et le soutien scientifique.
- b. Quels sont les partenariats qui nous aident à réduire les coûts, à accéder à de nouvelles ressources ou à améliorer notre proposition de valeur ?

ما هي الشراكات التي تساعدنا على خفض التكاليف أو الوصول إلى موارد جديدة أو تحسين قيمتنا المقترحة؟

- **Fournisseurs de composants électroniques** : réduction des coûts de production grâce à des achats en volume ou des accords directs.
- **Centres de recherche** : accès à des compétences techniques, à des laboratoires spécialisés et à un encadrement scientifique.

c. Comment pouvons-nous aligner nos intérêts avec ceux de nos partenaires ?

كيف يمكننا مزامنة مصالحنا مع تلك لشركائنا؟

Nous alignons nos intérêts en proposant des partenariats gagnant-gagnant : les fournisseurs bénéficient de la visibilité et d'une demande régulière et en volume de commandes, les centres de recherche contribuent au développement technologique et bénéficient d'un cadre d'expérimentation appliqué à leurs domaines.

6-Activités clés (Key Activities): الأنشطة الرئيسية:

- a. Quelles sont les actions principales que nous devons entreprendre pour livrer notre proposition de valeur ?

هي الأنشطة الرئيسية التي يجب علينا القيام بها لتقديم قيمتنا المقترحة؟ ما



جامعة أبو بكر بلقايد
ⵜⴰⵎⴰⵎⴰⵏⵜ ⵏ ⵜⴰⵎⴰⵎⴰⵏⵜ
UNIVERSITY OF TLEMCEEN



Pour livrer notre proposition de valeur, nous devons intégrer notre système embarqué sur drones, optimiser les algorithmes d'IA pour améliorer la précision de localisation, et réaliser des tests terrain avec les institutions de sécurité civile. Ces actions permettent de valider la solution en conditions réelles et de garantir un déploiement rapide et efficace en situation de crise.

b. Quelles sont les opérations essentielles pour notre entreprise ?

هي العمليات الأساسية لشركتنا؟ ما

Les opérations essentielles de notre entreprise consistent à coordonner l'ensemble des acteurs impliqués afin d'assurer une intégration fluide de la solution. Cela inclut la gestion de l'approvisionnement technique avec les fabricants et fournisseurs de composants électroniques, la collaboration étroite avec les centres de recherche pour l'amélioration continue des algorithmes et des systèmes embarqués, ainsi que l'organisation de phases de test et de validation sur le terrain avec les institutions de sécurité civile.

c. Quelles sont les activités qui créent le plus de valeur pour nos clients ?

هي الأنشطة التي تخلق أكبر قيمة لعملائنا؟ ما

Les activités qui créent le plus de valeur pour nos clients sont celles qui permettent une localisation rapide, fiable et autonome des victimes dans des contextes critiques. Cela inclut l'exploitation intelligente des signaux passifs, l'analyse par intelligence artificielle pour prédire les positions, ainsi que la capacité de déploiement aérien par drone, qui permet d'intervenir

dans des zones inaccessibles. La précision des résultats et la facilité d'utilisation sur le terrain sont les éléments clés qui renforcent l'efficacité des opérations de secours.

7. Ressources clés (Key resources) : الموارد الرئيسية

a. Quels sont nos actifs matériels, immatériels et humains essentiels ?

هي الأصول المادية وغير المادية والبشرية الأساسية لدينا؟ ما



Nos ressources clés se regroupent en trois grandes catégories : matérielles, immatérielles et humaines. Sur le plan matériel, nous nous appuyons sur des équipements technologiques embarqués adaptés aux missions de détection. Côté immatériel, notre avantage repose sur l'expertise en intelligence artificielle et les données exploitées par nos algorithmes. Enfin, au niveau humain notre équipe est composée d'ingénieurs, de chercheurs, d'experts en IA et en télécommunications, ainsi que de collaborateurs terrain spécialisés en opérations de secours.

- b. Quels sont les outils, les technologies ou les partenariats dont nous avons besoin pour réussir ?

هي الأدوات والتكنولوجيا أو الشراكات التي نحتاجها لتحقيق النجاح؟ ما

Pour réussir, nous avons besoin de plusieurs éléments clés :

Sur le plan technologique : nous disposons de drones, de modules ESP32, de modules GPS, d'ordinateurs embarqués et d'outils de traitement. Nos principaux atouts sont les algorithmes d'intelligence artificielle développés pour la localisation, les bases de données collectées.

Sur le plan partenarial : la réussite repose sur la collaboration avec les centres de recherche pour le développement scientifique, les fournisseurs de composants pour l'approvisionnement et les institutions de sécurité civile pour les tests, la validation et l'adoption terrain.

- c. Quels sont les principaux avantages concurrentiels de nos ressources ?

ما هي المزايا التنافسية الرئيسية لمواردنا؟

Nos ressources offrent plusieurs avantages concurrentiels majeurs. La combinaison d'un système embarqué léger, autonome et peu coûteux avec des algorithmes d'intelligence artificielle performants nous permet d'intervenir sans infrastructure existante. Nos données et modèles propriétaires renforcent la précision de localisation.

8. Charges et coûts (Coste structure) : التكاليف

- a. Quels sont les coûts fixes et variables associés à notre modèle économique ?

هي التكاليف الثابتة والمتغيرة المرتبطة بنموذجنا الاقتصادي؟ ما



Nos coûts fixes incluent principalement les dépenses liées à la recherche et développement, l'achat initial des drones.

Les coûts variables concernent l'approvisionnement en composants électroniques (modules ESP32, GPS), les frais de mission pour les tests sur le terrain, la consommation d'énergie, ainsi que les dépenses liées à la mise à jour des algorithmes et à l'adaptation du système selon les besoins des utilisateurs.

b. Quels sont les coûts les plus importants pour notre entreprise ?

هي التكاليف الأكثر أهمية لشركتنا؟ ما

Les coûts les plus importants pour notre entreprise concernent principalement l'achat des équipements embarqués (drones, modules GPS/ESP32), qui représentent un investissement initial significatif.

c. Comment pouvons-nous réduire les coûts ou améliorer l'efficacité de nos opérations ?

كيف يمكننا خفض التكاليف أو تحسين كفاءة عملياتنا ؟

En établissant des partenariats directs avec des fournisseurs de composants électroniques (modules ESP32, capteurs, GPS, drones), nous pouvons réduire les coûts d'intermédiaires et négocier des prix avantageux sur le matériel, notamment en commandant en volume ou en établissant des accords de collaboration à long terme. Ces partenariats nous permettent également de bénéficier d'un approvisionnement régulier, de réduire les délais de livraison.

9. Revenus (Revenue) : مصادر الدخل

a. Quels produits ou services nos clients sont-ils prêts à payer ?

المنتجات أو الخدمات التي يكون عملاؤنا على استعداد لدفع ثمنها؟ ما هي

Nos clients sont prêts à payer pour une solution complète de détection et de localisation de victimes, comprenant le système embarqué prêt à l'emploi (drones équipés de capteurs et de modules intelligents). Ils peuvent également être intéressés par des services complémentaires tels que la formation des équipes de secours, le support technique, et les mises à jour régulières du système pour garantir son efficacité opérationnelle sur le terrain.



جامعة أبو بكر بلقايد
+080.444 +0800 0112.581 1100.1
UNIVERSITY OF TLEMCEEN



b. Quels sont les différents moyens par lesquels nous pouvons générer des revenus ?

ما هي الطرق المختلفة التي يمكننا من خلالها تحقيق الدخل؟

Nous pouvons générer des revenus par la vente directe du système embarqué (drones équipés et prêts à l'emploi). Des revenus complémentaires peuvent provenir de prestations de service telles que la formation des utilisateurs, l'assistance technique, ou encore la location du système pour des missions ponctuelles ou des simulations d'urgence. En outre, la commercialisation de notre solution à l'étranger, notamment dans les pays exposés aux catastrophes naturelles ou aux crises humanitaires, représente une opportunité importante pour étendre notre impact et notre rentabilité à l'échelle internationale.

c. Quel est notre modèle de tarification ?

هو نموذج التسعير لدينا؟ ما

Nous proposons une tarification à l'achat du système complet incluant le matériel ainsi que le logiciel embarqué développé en interne et un abonnement annuel pour les mises à jour, la maintenance et l'assistance.