

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

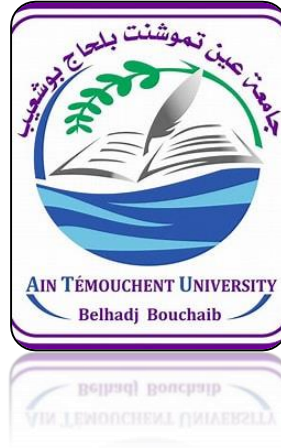
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة عين تموشنت بلحاج بوشعيب

Université -Ain-Temouchent- Belhadj Bouchaib

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de d'électronique et télécommunication



Projet de Fin d'études

Domaine : Sciences et de Technologie

Filière : Télécommunications

Spécialité : Réseaux et Télécommunications

Thème :

**Identification et Classification d'un signal FM et GSM
à l'aide du Machine Learning**

➤ **Présenté Par :**

Melle. MAHI Wafaa

➤ **Devant le jury composé de :**

Mme HAMLILI H	MCB	UAT.B.B (Ain Temouchent)	Président
Dr BENTAIB S	MCB	UAT.B.B (Ain Temouchent)	Examineur
Dr YAGOUB . R	MCB	UAT.B.B (Ain Temouchent)	Encadrant

Année Universitaire 2024/2025

Remerciement

Je tiens à exprimer mes plus sincères remerciements à mon encadrant, **Dr. Yagoub Reda** pour la confiance qu'il m'a accordée, la générosité avec laquelle il a partagé ses connaissances, ainsi que pour sa disponibilité constante et la qualité de son encadrement. Son expertise, ses conseils avisés et son accompagnement bienveillant ont grandement enrichi mon apprentissage et ont été essentiels à la réalisation de ce travail.

Je souhaite également remercier chaleureusement **Madame Sakkal** cheffe du département d'électronique et télécommunications, pour son soutien et son engagement tout au long de mon parcours universitaire.

Mes remerciements s'adressent également aux membres du jury de soutenance pour avoir accepté d'évaluer mon travail, ainsi que pour leurs remarques pertinentes et enrichissantes.

Enfin, j'exprime ma gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réussite de ce mémoire, que ce soit par leurs conseils, leurs encouragements ou leur présence bienveillante

Dédicace

À moi-même,

Pour avoir tenu bon, malgré les doutes, la solitude et les moments de découragement. Ce travail est le fruit de ma persévérance, de ma foi en mes capacités. Je suis fière de ce chemin parcouru, seule, mais debout.

Je dédie également ce mémoire à mes deux encadrants de stage, Monsieur Lassakeur Abdelmadjid et Monsieur Saiah

Bekkar, pour

Leur soutien a marqué un tournant important dans mon évolution personnelle et professionnelle.

Une dédicace très spéciale à Ma Famille, pilier de ma vie, pour leur amour inconditionnel, leurs encouragements et leur présence même dans le silence. Sans oublier Ma Belle-famille, qui m'a entourée de gentillesse et de respect, et m'a fait sentir comme l'une des leurs.

Et enfin, à mon amie d'enfance, Houda Belhia, pour sa fidélité, ses mots réconfortants, et cette amitié rare qui traverse les années. Merci d'avoir toujours cru en moi, même lorsque moi-même j'en doutai

المخلص

تندرج هذه الدراسة ضمن إطار تحليل وتصنيف إشارات الراديو، مع تركيز خاص على إشارات تضمين التردد وإشارات النظام العالمي للاتصالات المحمولة. يتمثل الهدف الرئيسي في تطوير حل فعال للتعرف تلقائياً على طبيعة الإشارة الملتقطة، من خلال التمييز بين ما إذا كانت إشارة تضمين تردد أو مجرد ضوضاء خلفية، وذلك بالاعتماد على تقنيات التعلم الآلي ولتحقيق ذلك، تم التقاط الإشارات باستخدام مستقبل راديو معرف برمجياً من نوع (RTLSDR)، وهو جهاز متاح وفعال يسمح باستقبال وتسجيل إشارات ضمن نطاق واسع من الترددات، يمتد من التردد العالي جداً إلى التردد الفائق العالي. تم تنفيذ كامل العملية باستخدام اوامر برمجية مكتوبة بلغة بايثون ومشغلة على منصة سحابية.

وقد خضعت البيانات المجمعة إلى معالجة أولية مثل التصفية وتقسيم الإشارة إلى مقاطع، ثم تم استخراج الخصائص المناسبة منها لاستخدامها في خوارزميات التعلم الآلي. أظهرت النتائج المحصلة معدل تصنيف مرتفع، مما يؤكد فعالية المنهجية المتبعة.

ويُظهر هذا العمل إمكانية تصنيف الإشارات الراديوية باستخدام معدات بسيطة وتقنيات الذكاء الاصطناعي، مما يفتح المجال لتطبيقات متعددة مثل مراقبة الطيف الترددي، كشف التداخلات أو التسربات، والتحليل الإدراكي للشبكات اللاسلكية

الكلمات المفتاحية:

تحليل الطيف, SDR, الراديو المعرف برمجياً، الترددات الراديوية، الذكاء الاصطناعي

Résumé

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre de l'analyse et de la classification des signaux radiofréquences, avec un accent particulier sur les signaux FM (modulation de fréquence) et GSM (Global System for Mobile Communications). L'objectif principal est de développer une solution efficace pour identifier automatiquement la nature d'un signal capté, en distinguant s'il s'agit d'un signal FM, GSM ou d'un bruit de fond, en s'appuyant sur des techniques de Machine Learning. Pour cela, les signaux ont été captés à l'aide d'un récepteur RTL-SDR (Realtek Software Defined Radio), un dispositif accessible et performant permettant de recevoir et d'enregistrer des signaux dans une large bande de fréquences, allant de la VHF à l'UHF. L'ensemble du processus a été réalisé à l'aide de scripts développés en Python, exécutés sur Google Colab. Les données recueillies ont été prétraitées (filtrage, décimation, segmentation), avant d'être transformées en caractéristiques exploitables pour les algorithmes d'apprentissage automatique.

Les résultats obtenus montrent un taux de classification élevé, validant l'efficacité de l'approche. Ce travail démontre ainsi la faisabilité d'une classification automatique de signaux radio à l'aide d'un matériel simple et de techniques d'intelligence artificielle, ouvrant la voie à des applications dans la surveillance du spectre, la détection d'intrusions ou encore l'analyse cognitive des réseaux sans fil

Mots-clés : Radio logicielle, RTL-SDR, Analyse spectrale, , Radio fréquence , Intelligence Artificielle

Abstract

This thesis focuses on the automatic identification and classification of radio frequency signals, specifically FM (Frequency Modulation) and GSM (Global System for Mobile Communications) signals. The goal is to develop an efficient system capable of distinguishing between FM, GSM, and background noise using supervised Machine Learning techniques. To achieve this, signals were captured using an RTL-SDR (Realtek Software Defined Radio), a low-cost yet powerful device capable of receiving a wide range of frequencies from VHF to UHF. The acquisition and processing were conducted through Python scripts in Google Colab. After capturing the signals, several preprocessing steps were applied (filtering, decimation, segmentation) to extract relevant features for training machine learning models. Multiple supervised algorithms were tested.

The results show a high classification accuracy, confirming the robustness of the approach. This work demonstrates the potential of combining software-defined radio with artificial intelligence techniques for practical applications such as spectrum monitoring, interference detection, and cognitive radio systems.

Keywords: Software defined radio, SDR, Spectral analysis, , Radio Frequency, Artificial Intelligence

Table des matières

Remerciement	I
الملخص	I
Résumé.....	II
Abstract.....	III
Liste Des Figures	VI
List Des Tableaux	VII
Acronymes et Abréviations.....	VIII
Introduction Générale	1
Chapitre 1: Principes de Transmission FM et GSM	3
1. Introduction.....	4
2. Transmission FM	4
2.1 Modulation de fréquence (FM)	5
2.2 Spectre du signal FM	7
2.3 Bande de Fréquence FM	8
3. GSM (Global System for Mobile communications).....	8
3.1 Le principe de base du GSM.....	9
3.2 Fonctionnement et Architecture.....	9
4. La bande de fréquence GSM.....	11
4.1 GSM-900 :	11
4.2 Variante étendue de la bande GSM-900	12
4.3 DCS-1800 (aussi appelé GSM-1800) :	12
4.4 Attribution des fréquences via l'ARFCN	12
5. Conclusion	13
Chapitre 2: Introduction à l'intelligence Artificielle	14
1. Introduction.....	15
2. Définition de l'intelligence artificielle.....	15
3. La différence entre IA faible et IA forte	16
4. Machine Learning	17
5. Les différents types du Machine Learning.....	17
5.1 Apprentissage supervisé.....	17
5.2 Apprentissage non supervisé.....	20
5.3 Apprentissage semi-supervisé.....	20
5.4 Apprentissage par renforcement	20
6. Supervisé vs Non Supervisé.....	21

7.	Deep Learning.....	22
7.1	Les réseaux de neurones	22
8.	Conclusion	23
Chapitre 3 :Identification et Classification des Signaux Radios FM et GSM		24
1.	Introduction.....	25
2.	La clé RTL-SDR.....	25
3.	Applications de la clé RTL-SDR	26
4.	Visualisation du spectre à l'aide du SDR#	26
5.	Enregistrement des signaux	28
6.	Création de la base des données (DataSet)	30
6.1	Principe de fonctionnement	30
7.	Model (AI)	33
7.1	Entrainement du model de classification et phase de Test	34
7.2	Résultats.....	36
8.	Conclusion	38
Conclusion générale.....		39
Bibliographie.....		40

Liste Des Figures

FIGURE 1 : LA TRANSMISSION EN MODULATION DE FREQUENCE	5
FIGURE 2 : LA MODULATION DE FREQUENCE (FM)	7
FIGURE 3: SPECTRE DU SIGNAL FM.....	8
FIGURE 4: L'ARCHITECTURE DU RESEAU GSM [9]	11
FIGURE 5: LA BANDE DE FREQUENCE GSM VOIE MONTANTE ET DESCENDANTE [10]	13
FIGURE 6: LES SOUS DOMAINES DU AI [17].....	15
FIGURE 7: TYPES DU MACHINE LEARNING [15]	17
FIGURE 8: CHAINE DU LA CLASSIFICATION [17].....	18
FIGURE 9: LES MODELÉS RTL- SDR	26
FIGURE 10: VISUALISATION DU SPECTRE FM.....	27
FIGURE 11: VISUALISATION DU SPECTRE GSM.....	28
FIGURE 12 : LE MANUELLE DE L'OUTIL RTL-SDR.	29
FIGURE 13: L'EXECUTION EFFECTIVE D'UNE COMMANDE D'ENREGISTREMENT.....	29
FIGURE 14: SCRIPT MATLAB POUR LA PREPARATION DU SIGNAL RF	30
FIGURE 15 : LE SIGNAL ORIGINAL	31
FIGURE 16: LE SIGNAL DÉCIMÉ	31
FIGURE 17: LE SPECTRE DU SIGNAL DECIME	32
FIGURE 18: REDUCTION DU SPECTRE.	32
FIGURE 19: TRAITEMENT DE BASE DE DONNEES	34
FIGURE 20 : PHASE DE TEST	35
FIGURE 21 : MATRICE DE CONFUSION.....	36

List Des Tableaux

TABLEAU 1: LA FREQUENCE EN FONCTION DU NUMERO DE CANAL (N) [10]	12
TABLEAU 2: CARACTERISTIQUE POUR TYPES AI [12]	16
TABLEAU 3 : COMPARAISON (APPRENTISSAGE SUPERVISE VS NON SUPERVISE) [22].....	22
TABLEAU 4 : BASE DE DONNES (DATA SET)	34
TABLEAU 5: RAPPORT DE CLASSIFICATION	37
TABLEAU 6 : RESULTAT DU TEST	38

Acronymes et Abréviations

AM : Modulation d'amplitude

AUC : Centre d'Authentification

ARFCN : Numéro de Canal de Fréquence Radio Absolue

Bias-T : Alimentation par Câble Coaxial

BSC : Contrôleur de Stations de Base

BTS : Station de Base Radio

CDMA : (inclus dans IS-95, pas défini séparément ici)

CEPT : Conférence Européenne des Postes et Télécommunications

CNN : Réseau de Neurones Convolutifs

CT2/CAI : Téléphone sans fil 2 / Interface Radio Commune

DECT : Télécommunications Numériques sans Fil Améliorées

DRM : Radio Numérique Mondiale

DVB-T : Télévision Numérique Terrestre

EIR : Registre d'Identité des Équipements

FFT : Transformée de Fourier Rapide

FM : Modulation de fréquence

GSM : Système Global pour les Communications Mobiles

HLR : Registre de Localisation Principale

IA : Intelligence Artificielle

IMEI : Identité Internationale de l'Équipement

IQ : Composantes En Phase et en Quadrature

IS-95 : Standard de téléphonie mobile 2G basé sur la technologie CDMA

K-NN : K Plus Proches Voisins

LTE : Évolution Long Terme

ML : Apprentissage Automatique

MSC : Centre de Commutation Mobile (Assure l'acheminement des communications mobiles)

OSS : Sous-système d'Exploitation et de Support

PCA : Analyse en Composantes Principales

QAM : Modulation d'amplitude en quadrature

RNN : Réseau de Neurones Récurent

RTL-SDR : Radio Logicielle Realtek

SDR : Radio Définie par Logiciel

SMSC : Centre de Services SMS

SVM : Machines à Vecteurs de Support

TCXO : Oscillateur à Quartz Compensé en Température

UIT : Union Internationale des Télécommunications

VLR : Registre de Localisation Visite

Introduction Générale

L'identification et la classification des signaux sont des processus fondamentaux dans le domaine de l'analyse du spectre électromagnétique. Ces techniques permettent de déterminer, à partir d'un signal intercepté, le type de modulation utilisé ainsi que la technologie de communication à laquelle il appartient (par exemple : FM, GSM, LTE, etc.), sans chercher à décoder le contenu du message. Contrairement à un décodage complet, cette approche vise à extraire uniquement les caractéristiques descriptives du signal afin de faciliter l'analyse du spectre, la surveillance, ou encore la gestion dynamique des fréquences.

On distingue généralement deux types de caractéristiques :

- Les caractéristiques externes : comme la fréquence porteuse, la largeur de bande, la forme spectrale, la durée du signal ou son occupation dans le temps.
- Les caractéristiques internes : comme le type de modulation (FM, AM, QAM...), le débit symbole, ou encore la structure du signal.

Dans ce contexte, les méthodes traditionnelles basées uniquement sur des algorithmes déterministes trouvent leurs limites, notamment en présence de bruit, d'interférences, ou de signaux de formes variées. C'est ici que le Machine Learning (ML) entre en jeu. Le ML est une sous-branche de l'intelligence artificielle (IA) qui permet à un système d'apprendre automatiquement à partir des données, sans être explicitement programmé pour chaque tâche. Son objectif, dans le cadre de la classification des signaux, est de construire un ou plusieurs modèles capables d'identifier automatiquement un signal sur la base de ses caractéristiques mesurées.

Le processus débute par une phase d'apprentissage, au cours de laquelle le modèle est entraîné à partir d'un jeu de signaux préalablement étiquetés (par exemple : FM, GSM, etc.). Cette étape permet au modèle d'identifier et mémoriser les motifs caractéristiques propres à chaque type de signal. Ensuite, une phase de validation est réalisée afin d'évaluer la capacité du modèle à généraliser ses apprentissages sur de nouveaux signaux qu'il n'a jamais rencontrés auparavant. Cette phase est essentielle pour éviter deux écueils fréquents : le surapprentissage (overfitting), où le modèle apprend trop bien les données d'entraînement sans savoir généraliser, et le sous-apprentissage (underfitting), où il n'a pas suffisamment appris pour être performant.

Les résultats obtenus montrent que cette approche permet une classification fiable et efficace des signaux, démontrant ainsi la faisabilité d'un système intelligent d'analyse du spectre basé sur l'apprentissage automatique. Ce travail ouvre la voie à de nombreuses applications :

- Surveillance du spectre
- Détection des transmissions suspectes
- Optimisation des réseaux sans fil ou encore développement de systèmes cognitifs.

Chapitre 1 : Principes de Transmission FM et GSM

1. Introduction

L'essor des technologies sans fil a profondément transformé le secteur des télécommunications modernes. Grâce à leur rapidité de déploiement, leur coût réduit et leur flexibilité, les réseaux sans fil occupent aujourd'hui une place centrale dans la transmission de l'information, tant dans les usages personnels que professionnels. Ces réseaux reposent sur l'utilisation des ondes radioélectriques, qui permettent à différents terminaux de communiquer sans liaisons filaires, à travers une interface de communication mobile. Ce mode de communication a donné naissance à un environnement mobile, caractérisé par une libre mobilité des utilisateurs, une connectivité dynamique, mais aussi des contraintes spécifiques tel que la bande passante limitée, interruptions fréquentes, ressources énergétiques réduites, et risques de sécurité. Les ondes radio, sont omniprésentes dans les communications modernes. Cependant, leur propagation non confinée les rend vulnérables aux interférences et aux écoutes non autorisées. C'est pourquoi la réglementation du spectre radioélectrique est indispensable, chaque pays fixant des plages de fréquences et des puissances spécifiques pour chaque usage (militaire, civil, scientifique, etc.). Parmi les nombreuses technologies de communication sans fil, deux types de signaux sont largement utilisés : La modulation FM (Fréquence Modulée), principalement utilisée dans la radiodiffusion analogique, Le GSM (Global System for Mobile Communications), standard dominant des réseaux mobiles 2G. Ces deux signaux présentent des caractéristiques techniques bien distinctes : type de modulation, bande de fréquence, structure temporelle, ou encore débit. [1]

2. Transmission FM

La transmission en modulation de fréquence (FM) est un procédé utilisé pour transmettre des signaux audio, tels que la voix ou la musique, via des ondes radio. Elle repose sur une chaîne complète allant de la capture du son jusqu'à sa restitution à distance. Tout commence par un transducteur, généralement un microphone, qui capte le son original. Ce dernier est converti en un signal électrique analogique, représentant les variations de pression acoustique. Ce signal est ensuite envoyé à un encodeur, qui prépare l'information pour la modulation.

Dans le cas de la FM, la fréquence d'une onde porteuse est modifiée proportionnellement à l'amplitude du signal audio. Contrairement à la modulation d'amplitude (AM), la FM ne change pas l'amplitude de la porteuse, mais uniquement sa fréquence. Cela rend la transmission plus résistante aux interférences et aux parasites.

Une fois modulé, le signal est transmis via une antenne d'émission, qui rayonne l'onde électromagnétique dans l'espace, généralement dans la bande des 87,5 à 108 MHz, appelée bande FM. Ces ondes voyagent en ligne droite (ondes VHF) et peuvent être captées par n'importe quel récepteur situé dans la zone de couverture.

Le récepteur FM capte le signal via son antenne. Ensuite, plusieurs étapes permettent de récupérer le son original. Le récepteur commence par la syntonisation (ou tuning), qui permet de sélectionner la fréquence d'une station précise. Un oscillateur intégré aide à traiter le signal, qui est ensuite démodulé : les variations de fréquence sont interprétées pour restituer le signal audio initial. Ce dernier est ensuite amplifié par un circuit audio avant d'être converti à nouveau en onde sonore grâce à un haut-parleur (autre transducteur).

Ainsi, la FM permet de transmettre un son clair et de qualité, même sur de longues distances, en assurant une excellente robustesse face au bruit. Voir la Figure (1)

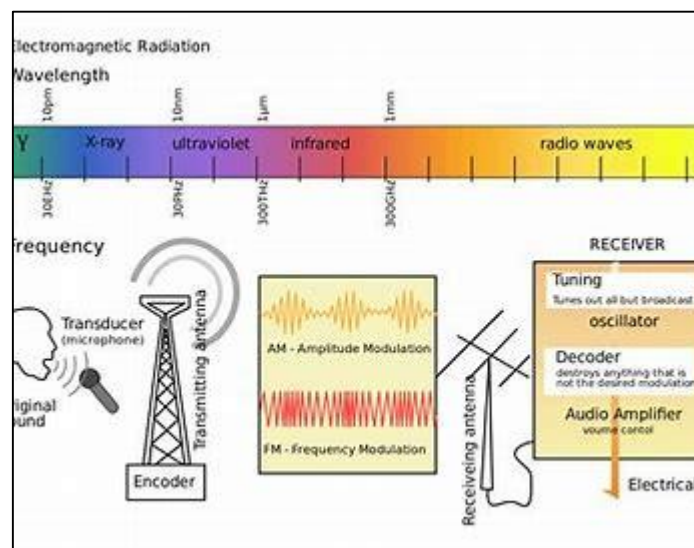


Figure 1 : La transmission en modulation de fréquence

2.1 Modulation de fréquence (FM)

La modulation de fréquence (FM) est une technique de modulation dans laquelle la fréquence du signal porteur varie en fonction de l'amplitude du signal à transmettre, appelé signal modulant. Contrairement à la modulation d'amplitude, l'amplitude et la phase de l'onde porteuse restent constantes, ce qui rend le signal modulé plus résistant aux perturbations et au bruit. Dans ce processus, le message qu'il soit analogique ou numérique est converti en un signal électrique qui contrôle la fréquence instantanée de l'onde porteuse. Ainsi, plus l'amplitude du message est élevée, plus la déviation de fréquence sera grande, mais sans

modifier l'amplitude globale du signal transmis. Cette méthode est largement utilisée notamment en radiodiffusion, car elle permet une transmission plus stable et de meilleure qualité, surtout dans les environnements bruités [2]

- Soit une onde porteuse note :

$$s(t) = Ac * \cos(\Omega c(t) + \phi c)$$

Où :

Ac : l'amplitude de la porteuse,

Ωc : La pulsation (ou fréquence angulaire),

Φc : La phase initiale.

La modulation de fréquence suppose que la fréquence instantanée varie linéairement avec le signal d'information $f_m(t)$ c'est-à-dire. Voir la figure (2) :

$$f_i(t) = f_c + K * f_m(t)$$

Avec :

f_c : La fréquence de la porteuse,

K: Un facteur de sensibilité (constante de déviation).

- Expression mathématique d'un signal FM modulé donc

Prenons un exemple simple où le signal modulant est sinusoïdal :

$$f_m(t) = Am * \cos * \Omega m(t)$$

- L'expression du signal FM devient :

$$s(t) = Ac * \cos(\Omega c(t) + \frac{k * Am}{f_m} * \sin \Omega m(t))$$

On définit l'indice de modulation FM comme :

$$m_f = \frac{\Delta f}{f_m} = \frac{k * Am}{f_m}$$

où Δf est la déviation maximale de fréquence.

- L'expression finale du signal FM devient note :

$$s(t) = Ac * \cos(\Omega c(t) + m_f * \sin \Omega m(t))$$

A_c : L'amplitude de la porteuse,

Ω_c : La pulsation de la porteuse,

Ω_m : La pulsation du signal modulant,

mf : l'indice de modulation

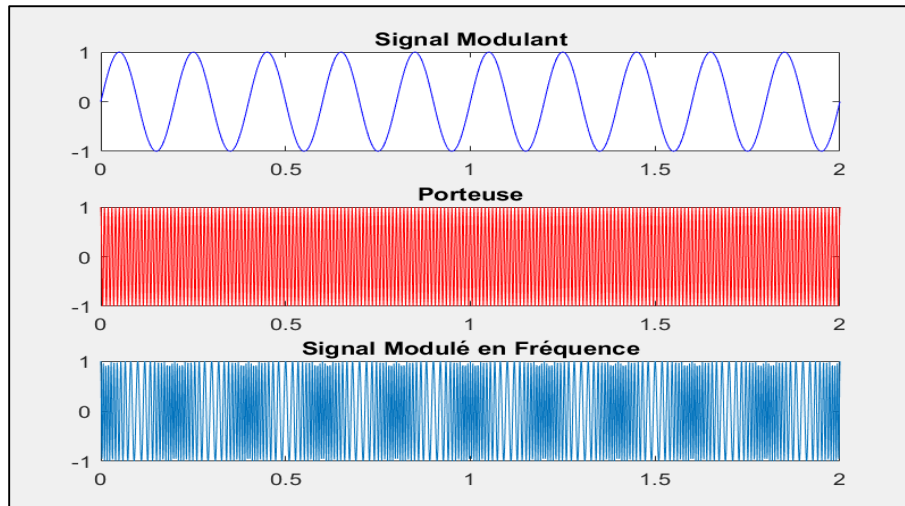


Figure 2 : La Modulation de fréquence (FM)

2.2 Spectre du signal FM

Le spectre d'un signal modulé en fréquence (FM) est riche et s'étend théoriquement à l'infini. Il se compose d'un grand nombre de composantes fréquentielles, appelées raies spectrales, disposées autour de la fréquence de la porteuse. Ce spectre peut être analysé plus précisément lorsqu'on considère un signal modulant sinusoïdal. fig.3 [3]

La largeur de bande occupée par le signal FM dépend directement de l'indice de modulation :

- Pour une modulation à bande étroite (indice faible $m < 1$), le spectre ressemble à celui d'un signal AM, avec une bande passante approximative de :

$$w = 2f_{max}$$

- Pour une modulation à large bande indice $m > 4$, on utilise la formule de Carson, qui donne une bonne estimation (98 % de la puissance du signal)

$$w \approx (2\Delta f + f_{max})$$

où :

Δf est la déviation maximale de fréquence,

f_{max} est la fréquence maximale du signal modulant.

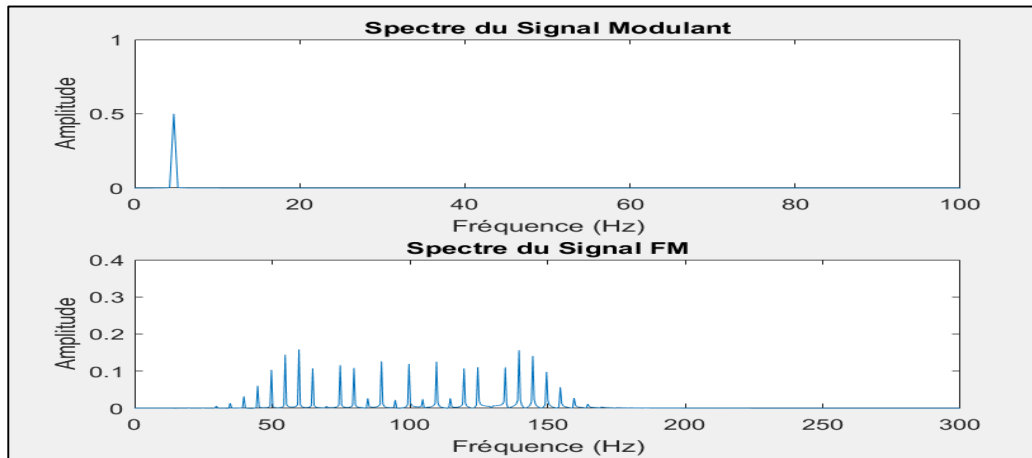


Figure 3: Spectre du signal FM

2.3 Bande de Fréquence FM

En radiodiffusion FM, les stations émettent sur des fréquences centrales comprises entre (87,5 MHz et 108 MHz) , ce qui correspond à la bande II des VHF, également appelée bande FM internationale. Chaque station se voit attribuer une fréquence porteuse unique à l'intérieur de cette plage

Pour transmettre un signal FM de bonne qualité (typiquement en stéréo), il est nécessaire de disposer d'une certaine largeur de bande autour de la fréquence porteuse. En FM radiophonique, cette largeur est généralement de 200 kHz par station.

Cela signifie que chaque station FM occupe une bande de 100 kHz de part et d'autre de sa fréquence centrale. [4]

Par exemple : une station émettant à 100,0 MHz occupera la bande de 99,9 MHz à 100,1 MHz.

3. GSM (Global System for Mobile communications)

Le GSM (Global System for Mobile communications) est une norme internationale de téléphonie mobile à transmission numérique. Contrairement à d'autres standards comme DECT, CT2/CAI ou IS95, le GSM ne se limite pas à l'interface radio : il définit l'ensemble de l'architecture du réseau mobile, ce qui en fait une solution complète et cohérente. L'une de ses caractéristiques majeures est l'itinérance internationale, permettant aux abonnés d'accéder à leur service sur des réseaux étrangers compatibles. Lancé à l'initiative de la CEPT (Conférence

Européenne des Postes et Télécommunications), le GSM visait à répondre aux limites des premiers systèmes analogiques, en proposant une norme numérique unifiée, plus compacte, plus économique et interopérable avec les réseaux téléphoniques existants. Commercialisé dès 1991, le GSM a marqué le passage à la 2ème génération (2G) de réseaux mobiles. Il offrait un débit de 9,6 kbit/s, suffisant pour introduire des services de transmission de données tels que les SMS, MMS, la transmission de fax (Groupe 3), ou encore l'accès à des réseaux à commutation de paquets. Outre les appels vocaux, le GSM permet aussi divers services complémentaires : renvoi d'appel, signal d'appel, groupes fermés d'utilisateurs, etc. [5] [6]

3.1 Le principe de base du GSM

Depuis son apparition, le GSM repose sur le concept cellulaire, devenu fondamental dans l'organisation des réseaux de téléphonie mobile à travers le monde. Pour optimiser l'utilisation du spectre hertzien (limité et précieux), les opérateurs segmentent leur zone de couverture en cellules — des zones hexagonales contiguës —, chacune étant desservie par une station de base appelée BTS (Base Transceiver Station). Chaque cellule se voit attribuer un ensemble de fréquences spécifiques. Grâce à une planification soignée, il est possible de réutiliser les mêmes fréquences dans des cellules éloignées, sans générer de brouillage. La taille des cellules dépend de la densité du trafic : elle peut être réduite à quelques centaines de mètres en zone urbaine, et atteindre plusieurs kilomètres en zone rurale. Dans chaque cellule, la BTS assure les communications avec les terminaux mobiles (MS, Mobile Station) présents à l'intérieur de cette zone. C'est sur les fréquences assignées à la cellule que les échanges entre la station de base et les mobiles s'effectuent. Le GSM a introduit plusieurs innovations majeures dans le domaine de la radiotéléphonie mobile : La transmission numérique, pour une meilleure qualité audio ; Le multiplexage, permettant à plusieurs utilisateurs de partager efficacement les canaux radio ; Le chiffrement, garantissant la confidentialité des échanges. Ces avancées ont permis de répondre à de nombreux besoins : amélioration de la qualité vocale, augmentation du nombre d'utilisateurs connectés, sécurisation des communications, accès à de nouveaux services (SMS, fax, images, etc.), et meilleur contrôle de la puissance d'émission. [6]

3.2 Fonctionnement et Architecture

Le réseau GSM (Global System for Mobile Communications) repose sur une architecture modulaire composée de plusieurs sous-systèmes interdépendants. Chaque sous-système joue un rôle clé pour garantir une communication mobile fluide, sécurisée et efficace. [7]

3.2.1 Le Sous-système de Stations de Base (BSS)

Le BSS (Base Station Subsystem), ou Sous-système de Stations de Base, est chargé d'assurer la connexion radio entre les téléphones mobiles et le réseau GSM. Il est constitué de deux composantes principales :

➤ **BTS (Base Transceiver Station) :**

C'est l'élément de terrain chargé de la communication radio directe avec les mobiles. Il émet et reçoit les signaux, assurant ainsi la couverture d'une zone géographique appelée cellule. La BTS correspond généralement à une seule cellule.

➤ **BSC (Base Station Controller) :**

Ce contrôleur supervise plusieurs BTS. Il attribue les fréquences, gère les ressources radio, équilibre le trafic entre les cellules, et prend en charge le handover (transfert d'appel entre cellules lors du déplacement de l'utilisateur).

3.2.2 Le Sous-système Réseau et Commutation (NSS)

Le NSS (Network and Switching Subsystem) constitue le cœur du réseau GSM. Il prend en charge la gestion des appels, la mobilité, et la connexion avec d'autres réseaux (téléphone fixe, Internet...).

➤ **MSC (Mobile Switching Center) :**

Centre de commutation qui assure le routage des appels, la gestion des connexions avec d'autres réseaux, et la coordination des ressources du réseau.

➤ **HLR (Home Location Register) :**

Base de données centrale qui contient les informations permanentes des abonnés (identité, services autorisés, position actuelle...).

➤ **VLR (Visitor Location Register) :**

Stocke temporairement les informations des abonnés présents dans sa zone. Il facilite le traitement rapide des appels entrants/sortants.

➤ **AUC (Authentication Center) :**

Centre d'authentification qui vérifie l'identité des abonnés à l'aide de leur carte SIM, garantissant la sécurité des connexions.

➤ **EIR (Equipment Identity Register) :**

Base de données qui recense les numéros IMEI des téléphones autorisés, volés ou non conformes.

➤ **SMSC (Short Message Service Center) :**

Gère l'envoi, la réception et le stockage des messages courts (SMS).

➤ La Station Mobile (MS)

Le MS (Mobile Station) est l'équipement de l'utilisateur, généralement composé de deux éléments :

- Le terminal mobile (téléphone ou smartphone).
- La carte SIM (Subscriber Identity Module) : Elle contient des informations essentielles : identité de l'abonné, autorisations d'accès, clés de sécurité, etc.

3.2.3 Le Sous-système d'Exploitation et de Support (OSS)

L'OSS (Operation and Support Subsystem) assure la gestion technique, la supervision, et la maintenance du réseau. Il permet : L'analyse des performances du réseau. L'identification et la correction rapide des pannes. L'évolution du réseau (ajout de nouvelles BTS, mises à jour logicielles...). [8]

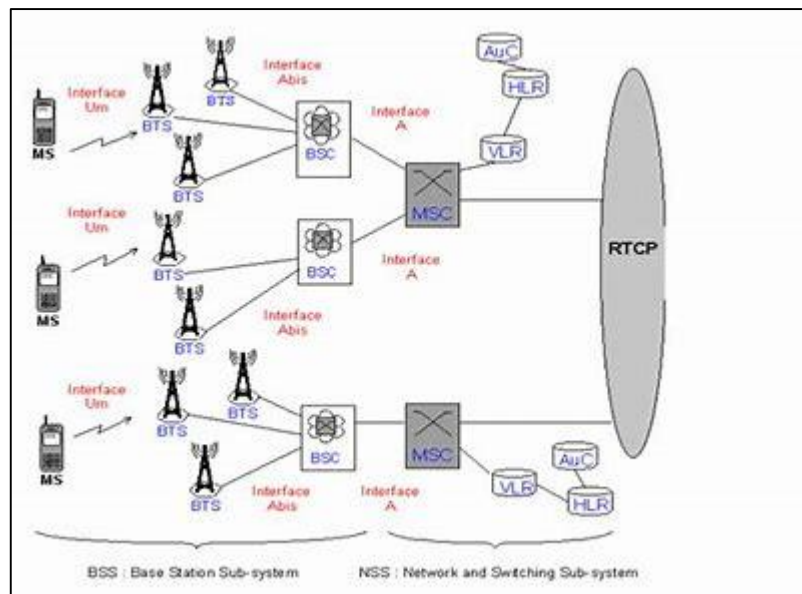


Figure 4: L'architecture du Réseau GSM [9]

4. La bande de fréquence GSM

La technologie GSM fonctionne dans différentes bandes de fréquences qui ont été attribuées par les autorités de régulation dans le but d'optimiser l'utilisation du spectre radioélectrique et de réduire les interférences entre services. Ces bandes sont divisées en sous-bandes montantes (de l'utilisateur vers la station de base) et descendantes (de la station vers l'utilisateur). [9]

Les bandes principales utilisées dans le monde Le standard GSM définit plusieurs bandes de fréquences selon les régions :

4.1 GSM-900 :

- ✚ Voie montante : de 890 à 915 MHz (mobile → station de base)

- ✚ Voie descendante : de 935 à 960 MHz (station de base → mobile)
- ✚ Écart entre les deux bandes : 45 MHz

4.2 Variante étendue de la bande GSM-900

- ✚ Voie montante : de 880 à 915 MHz
- ✚ Voie descendante : de 925 à 960 MHz
- ✚ Largeur totale de bande : 35 MHz

Nombre de canaux disponibles : 174, espacés chacun de 200 kHz

4.3 DCS-1800 (aussi appelé GSM-1800) :

- ✚ Voie montante : de 1710 à 1785 MHz
- ✚ Voie descendante : de 1805 à 1880 MHz
- ✚ Écart entre les deux bandes : 95 MHz
- ✚ Largeur totale de bande : 75 MHz
- ✚ Nombre de canaux disponibles : 374, espacés de 200 kHz

4.4 Attribution des fréquences via l'ARFCN

Chaque porteuse GSM ou DCS est identifiée par un numéro de canal appelé ARFCN (Absolute Radio Frequency Channel Number), codé sur 10 bits. Ce numéro permet de déterminer précisément la fréquence porteuse utilisée. Voir la figure (5)

Voici les formules permettant de calculer la fréquence de la voie descendante (en MHz) en fonction du numéro de canal (n) [10] .tableau .1

Bande	Plage d'ARFCN	Formule de calcul de la fréquence descendante
GSM 900	$1 \leq n \leq 124$	$f = 935 + (0,2 \times n)$
EGSM étendu	$975 \leq n \leq 1024$	$f = 935 + (0,2 \times (n - 1024))$
DCS 1800	$512 \leq n \leq 885$	$f = 1805,2 + (0,2 \times (n - 512))$

Tableau 1: la fréquence en fonction du numéro de canal (n) [10]

La fréquence montante correspondante est ensuite déduite en retranchant :

- 45 MHz pour GSM / EGSM

- 95 MHz pour DCS 1800

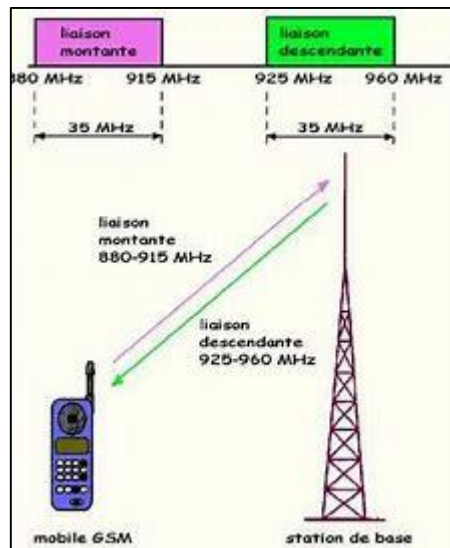


Figure 5: La bande de fréquence GSM Voie montante et descendante [10]

5. Conclusion

Ce chapitre a comparé deux technologies clés des communications sans fil : la modulation FM, analogique, et le GSM, numérique.

La FM se distingue par sa robustesse au bruit grâce à une fréquence porteuse variable et une amplitude constante. Son spectre large, modélisé par les fonctions de Bessel et la formule de Carson, la rend efficace pour la qualité audio, mais gourmande en bande passante.

Le GSM marque l'entrée dans l'ère numérique, avec une gestion optimisée du spectre, une architecture cellulaire, et des techniques comme le multiplexage temporel et le chiffrement. Il offre une couverture étendue et une interopérabilité mondiale via ses bandes standardisées (GSM-900, DCS-1800).

Chapitre 2: Introduction à l'intelligence Artificielle

1. Introduction

L'idée de doter les machines de capacités intelligentes ne date pas d'hier : elle trouve ses racines dans des récits anciens et des réflexions philosophiques remontant à l'Antiquité. Toutefois, ce n'est qu'au XXe siècle que cette ambition prend une forme scientifique concrète. En 1950, le mathématicien Alan Turing pose une question décisive : « *Les machines peuvent-elles penser ?* », ouvrant la voie à une nouvelle ère de recherche. Quelques années plus tard, en 1956, la conférence de Dartmouth marque officiellement la naissance du domaine désormais connu sous le nom d'intelligence artificielle. Depuis, cette discipline n'a cessé d'évoluer, donnant naissance à de nombreux sous-domaines, dont certains occupent aujourd'hui une place centrale dans les avancées technologiques modernes. Parmi eux, l'apprentissage automatique s'impose comme un pilier fondamental, permettant aux systèmes de progresser par l'expérience et de s'adapter à des contextes variés, sans nécessiter d'intervention humaine directe à chaque étape. Ces approches ont largement contribué à rendre l'intelligence artificielle plus performante, flexible et présente dans notre quotidien.

2. Définition de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine de l'informatique qui vise à concevoir des machines ou des programmes capables de reproduire certaines fonctions de l'intelligence humaine, comme apprendre, raisonner, résoudre des problèmes ou prendre des décisions. Elle repose principalement sur des algorithmes capables de traiter de grandes quantités de données, d'en extraire des schémas et de s'adapter à de nouvelles situations sans intervention humaine directe. La figure (6) représente les différents sous domaine du l'intelligence artificiel [11]

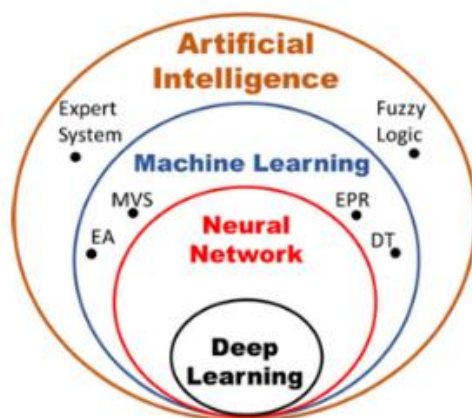


Figure 6: Les sous domaines du AI [17]

3. La différence entre IA faible et IA forte

- L'IA faible (ou spécialisée) est conçue pour réaliser une tâche précise sans comprendre réellement ce qu'elle fait. Elle repose sur des algorithmes et de grandes bases de données pour fonctionner efficacement. On la retrouve dans les assistants vocaux (Siri, Alexa), les recommandations Netflix, ou encore les voitures autonomes. Même ChatGPT est une forme d'IA faible : il génère du texte de manière cohérente, mais sans conscience ni raisonnement véritable.
- L'IA forte est un concept théorique d'une machine capable de penser, comprendre et raisonner comme un être humain. Elle aurait une conscience et une capacité d'apprentissage autonome sur tous les sujets : ce domaine soulève de grands défis techniques, scientifiques et philosophiques. Le tableau (2) suivant résume les différentes caractéristiques du chaque types. [12]

Caractéristique	IA Faible	IA Forte
Capacités	Spécialisées, limitées à des tâches précises	Générales, adaptatives à différents contextes
Conscience	Aucune, fonctionne sur la base de règles	Aucune, fonctionne sur la base de règles
Applications	Assistants vocaux, systèmes de recommandation, voitures autonomes	Résolution de problèmes globaux, assistance médicale avancée, décisions éthiques autonomes
Défis	Amélioration des algorithmes, protection des données	Questions éthiques, sécurité, coexistence avec les humains

Tableau 2: Caractéristique pour types AI [12]

4. Machine Learning

Le Machine Learning, ou apprentissage automatique, est une branche de l'intelligence artificielle qui consiste à développer des systèmes capables d'apprendre et de s'améliorer automatiquement à partir des données, sans avoir été explicitement programmés pour chaque tâche. En analysant de grandes quantités d'informations, ces systèmes identifient des schémas, tirent des enseignements de leurs expériences passées et ajustent leurs actions pour devenir plus performants. Bien que le machine Learning soit un sous-ensemble de l'IA, il ne représente pas l'IA dans son ensemble. En effet, l'intelligence artificielle englobe également d'autres approches qui ne reposent pas nécessairement sur l'apprentissage à partir de données. [13] [14]

5. Les différents types du Machine Learning

On distingue principalement quatre types d'approches en machine Learning. fig .7

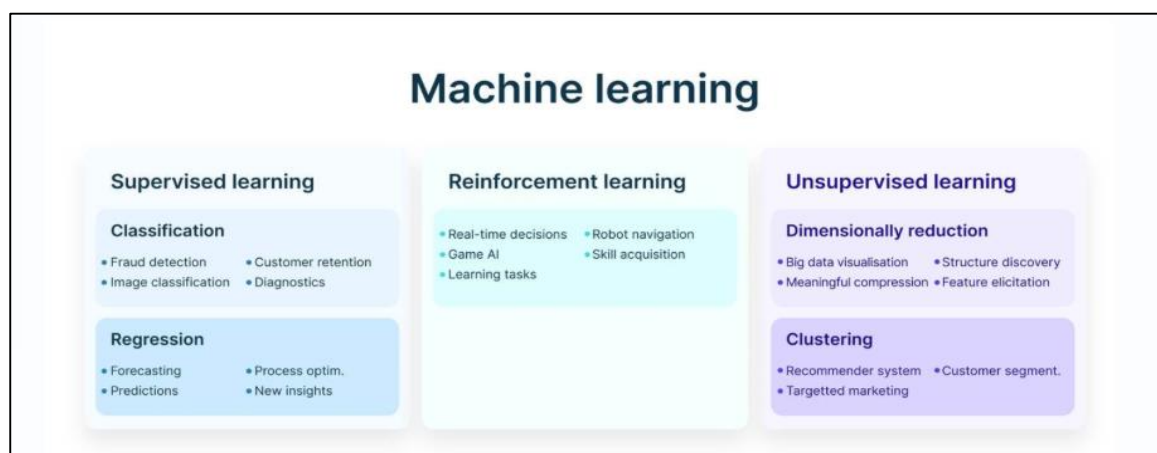


Figure 7: Types du machine learning [15]

5.1 Apprentissage supervisé

Il consiste à entraîner un modèle à partir d'un jeu de données étiqueté, c'est-à-dire que chaque donnée d'entrée est associée à une sortie attendue. Le modèle apprend ainsi à prédire des résultats à partir de nouveaux exemples. Il s'agit de la méthode la plus utilisée dans la pratique, notamment pour la classification (ex. : détection de spam) ou la régression (ex. : prédiction du prix d'un bien).

5.1.1 La classification

La classification est une technique d'apprentissage automatique qui consiste à regrouper des données en catégories ou classes prédéfinies. L'objectif est d'attribuer à chaque élément du jeu de données une étiquette correspondant à la classe à laquelle il appartient, en se basant sur ses caractéristiques. Ce processus repose sur l'analyse des similarités entre les données : les éléments partageant des propriétés communes sont plus susceptibles de se comporter de

manière similaire. En apprenant ces relations, les modèles de classification peuvent ensuite prédire la classe d'un nouvel élément inconnu figure.8 [17]

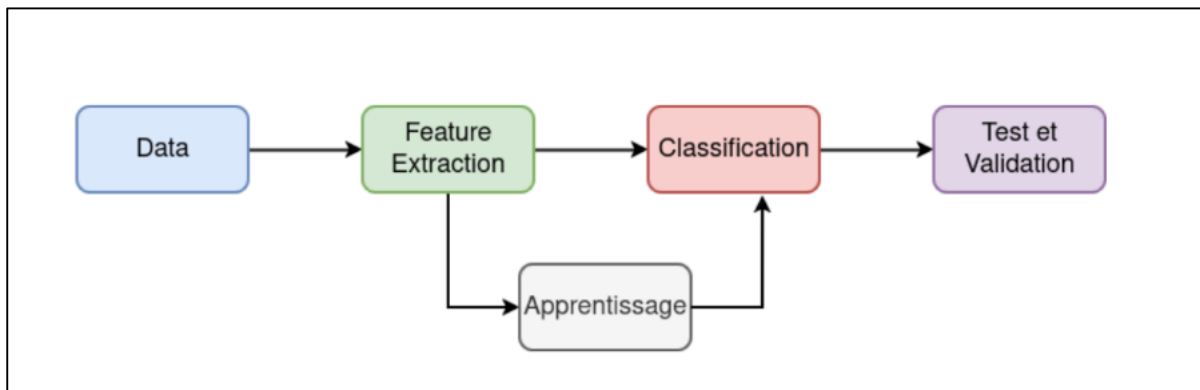


Figure 8: Chaîne de la classification [17]

Voici une synthèse des six algorithmes les plus utilisés pour la classification en machine Learning [16] :

- **Forêt aléatoire**

Le Random Forest est une méthode d'apprentissage supervisé utilisée à la fois pour la classification et la régression. Il s'appuie sur une combinaison de plusieurs arbres de décision, construits à partir de sous-échantillons du jeu de données (méthode dite du bagging). Le modèle final est obtenu en moyennant les prédictions des différents arbres, ce qui augmente la précision tout en réduisant le surapprentissage (overfitting).

- **Perceptron**

Le Perceptron est l'un des premiers modèles de réseaux de neurones, utilisé pour la classification binaire. Il repose sur une fonction d'activation linéaire basée sur une combinaison pondérée des entrées plus un biais. Il est adapté aux problèmes linéairement séparables et est entraîné par une descente de gradient stochastique. Il constitue la base des réseaux de neurones plus complexes.

- **Régression Logistique**

La régression logistique est un algorithme supervisé utilisé pour prédire une variable catégorielle binaire à partir de plusieurs variables indépendantes. Elle utilise une fonction logistique (sigmoïde) pour modéliser la probabilité d'appartenance à une classe. Elle est simple, interprétable et efficace, mais suppose que les variables explicatives sont indépendantes et que les données sont complètes.

- **Bayes naïf**

Le Naïve Bayes est un classifieur probabiliste basé sur le théorème de Bayes, avec l'hypothèse d'indépendance entre les caractéristiques. Il calcule la probabilité qu'une donnée appartienne à une classe donnée et choisit celle avec la plus forte probabilité. Il est largement utilisé dans le traitement automatique du langage, notamment pour le filtrage de spams ou la classification de textes.

- **K-plus proches voisins (K-NN)**

L'algorithme K-NN classe une donnée en fonction de la proximité de ses voisins. Il conserve tous les exemples du jeu d'entraînement, et pour une nouvelle donnée, il regarde les K voisins les plus proches pour déterminer sa classe (vote majoritaire). Simple mais coûteux pour de grands volumes, il est utilisé en reconnaissance de formes et en recommandation.

- **Machine à vecteurs de support (SVM)**

Le SVM est un algorithme de classification supervisé qui cherche à trouver un hyperplan optimal séparant les classes avec une marge maximale. Il est efficace pour les problèmes linéairement séparables, mais peut aussi s'adapter à des cas plus complexes via des fonctions noyau (kernel). Il est couramment utilisé en finance, bio-informatique et reconnaissance d'images.

5.1.3 La Régression en apprentissage automatique

La régression est une méthode statistique utilisée pour modéliser la relation entre une variable dépendante (ce que l'on cherche à prédire) et une ou plusieurs variables indépendantes (les facteurs explicatifs). Contrairement à la classification, la sortie d'un modèle de régression est continue, c'est-à-dire qu'elle peut prendre une infinité de valeurs (comme un prix, une température, un revenu, etc.) [17]. il existe plusieurs types :

- **Régression Linéaire**

La régression linéaire est une méthode statistique qui permet de modéliser la relation entre une variable dépendante Y et une ou plusieurs variables indépendantes X , en supposant que cette relation est linéaire. Autrement dit, le modèle tente d'ajuster une droite aux données observées. L'équation de base de la régression linéaire simple est [17]:

$$y = a + bX + \epsilon$$

a : l'ordonnée à l'origine (ou interception) ;

b : est la pente, représentant l'effet de X sur Y

ϵ : le terme d'erreur, qui capture les variations non expliquées par le modèle.

En pratique, cette équation peut être généralisée à plusieurs variables (régression linéaire multiple), en utilisant la forme :

$$Y = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + a_3X_3 + \dots + a_nX_n + \epsilon$$

- **Régression Polynomiale**

La régression polynomiale est une extension de la régression linéaire, utilisée lorsque la relation entre les variables semble non linéaire.

Plutôt que de se limiter à des variables indépendantes simples X , on ajoute des puissances de ces variables comme nouvelles caractéristiques. Cela permet au modèle d'apprendre des formes plus complexes (courbes, paraboles, etc.), tout en utilisant une structure linéaire en apparence. Par exemple, pour une seule variable X , un modèle de degré 2 (quadratique) serait [18]:

$$Y = a_0 + a_1X + a_2X^2 + \epsilon$$

Et plus généralement, un polynôme de degré n :

$$Y = a_0 + a_1X + a_2X^2 + a_3X^3 + \dots + a_nX^n + \epsilon$$

5.2 Apprentissage non supervisé

Dans cette approche, le modèle est entraîné sur des données non étiquetées, sans résultats préalablement définis. L'algorithme cherche à découvrir des structures ou des regroupements naturels dans les données. Cela permet, par exemple, de segmenter une clientèle ou d'identifier des comportements inhabituels. Voir le tableau (3)

5.3 Apprentissage semi-supervisé

L'apprentissage semi-supervisé se situe à mi-chemin entre les deux précédents. Il utilise un petit volume de données étiquetées pour guider l'apprentissage à partir d'un grand ensemble de données non étiquetées. Cette méthode est précieuse lorsque l'étiquetage manuel est coûteux ou chronophage, comme dans le domaine médical ou en vision par ordinateur. [15]

5.4 Apprentissage par renforcement

Enfin, l'apprentissage par renforcement repose sur un principe d'essai-erreur. L'algorithme apprend en interagissant avec un environnement et reçoit des récompenses ou des punitions en fonction des actions entreprises. Le but est de maximiser les récompenses sur le long terme. C'est la méthode privilégiée pour les systèmes de prise de décision autonome, comme les robots ou les intelligences artificielles jouant à des jeux.

6. Supervisé vs Non Supervisé

Critère	Apprentissage Supervisé	Apprentissage non Supervisé
Données d'entraînement	Entrées avec étiquettes connues (entrée-sortie)	Données non étiquetées uniquement
Algorithmes courants	Arbres de décision, SVM, réseaux de neurones, forêts aléatoires	K-means, clustering hiérarchique, PCA, auto-encodeurs
Évaluation	Exactitude, précision, rappel, F1-score, RMSE	Score de silhouette, variance expliquée
Cas d'usage	Classification d'images, NLP, recommandations	Segmentation client, détection d'anomalies, compression
Préparation des données	Données étiquetées + nettoyage rigoureux	Données brutes possibles, mise à l'échelle utile
Défis	Dépendance aux données labellisées de qualité	Interprétation difficile, sensible au bruit
Applications	Sentiment analysis, churn prediction, reconnaissance faciale	Groupement d'articles, détection d'intrusions, analyse génomique
Coût d'étiquetage	Élevé : annotation manuelle nécessaire	Réduit : pas d'étiquetage requis
Surapprentissage	Risque élevé → nécessite régularisation	Risque plus faible, mais dépend de la complexité
Interprétabilité	Souvent plus interprétable (ex : arbres de décision)	Moins interprétable, résultats abstraits

Apprentissage hybride	Possible avec semi-supervisé ou apprentissage par transfert	Utilisable dans des approches hybrides pour
-----------------------	---	---

Tableau 3 : Comparaison (Apprentissage Supervisé vs Non Supervisé) [22]

7. Deep Learning

Le Deep Learning, ou apprentissage profond, est un domaine avancé de l'intelligence artificielle qui repose sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels composés de nombreuses couches. Ce type d'apprentissage est particulièrement adapté au traitement de données complexes et non structurées telles que des images, des sons ou des textes. [22]

7.1 Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones Sont au cœur de l'apprentissage profond. Inspirés du cerveau humain, ils sont constitués de couches de neurones artificiels (ou nœuds) qui traitent les données de manière progressive.

Chaque neurone reçoit des informations en entrée, effectue un calcul (généralement une somme pondérée suivie d'une fonction d'activation), puis transmet le résultat aux neurones de la couche suivante. Grâce à cette structure en couches successives, le réseau peut apprendre à extraire automatiquement des caractéristiques complexes à partir de données brutes (comme des pixels, des sons ou du texte), sans qu'on ait besoin de les programmer manuellement. [23]

- **Convolutional Neural Network (CNN)** : Les CNN sont des réseaux de neurones largement utilisés en vision par ordinateur. Ils reposent sur des couches de convolution capables d'extraire automatiquement des caractéristiques locales d'une image, créant ainsi des cartes de caractéristiques. Ces informations sont ensuite réduites (pooling) et transmises aux couches suivantes pour un traitement non linéaire. [24]
- **Recurrent Neural Network (RNN)** : Les RNN sont adaptés au traitement de données séquentielles (texte, séries temporelles). Grâce à leur capacité de mémoire interne, ils tiennent compte du contexte passé pour améliorer leurs prédictions. Leur apprentissage s'ajuste en continu via la rétropropagation.

8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré les fondements de l'intelligence artificielle, ses concepts fondamentaux et ses principales branches. L'IA, en tant que discipline visant à doter les machines de certaines facultés humaines, trouve aujourd'hui des applications variées dans des secteurs clés tels que la santé, la finance, les transports, l'industrie ou encore l'éducation.

Une attention particulière a été portée au Machine Learning, qui représente aujourd'hui le cœur battant de l'intelligence artificielle moderne. En permettant aux systèmes d'apprendre à partir de données sans être explicitement programmés pour chaque tâche.

Ainsi, l'IA et en particulier le Machine Learning ne cessent de transformer nos sociétés, rendant les systèmes plus adaptatifs, plus intelligents et capables de répondre aux défis croissants du monde réel.

Chapitre 3 : Identification et Classification des Signaux Radios FM et GSM

1. Introduction

Ce chapitre présente la mise en œuvre pratique du système d'identification et de classification des signaux à l'aide du dispositif RTL-SDR. Après avoir étudié les concepts théoriques et les bases technologiques dans les chapitres précédents, l'objectif ici est de suivre étape par étape le processus d'acquisition, d'enregistrement, de traitement et de préparation des signaux en vue de leur classification. La démarche commence par l'installation et la configuration du matériel, notamment la clé RTL-SDR et les drivers nécessaires, suivie de l'utilisation du logiciel SDR++ pour la visualisation des signaux radio. Ensuite, un enregistrement des données est effectué via l'outil RTL-SDR. Enfin, une base de données est constituée et exportée vers Google Colab pour les étapes ultérieures de traitement et de classification automatique.

2. La clé RTL-SDR

La clé RTL-SDR est un dispositif USB compact initialement conçu pour la réception de la télévision numérique terrestre (DVB-T). Cependant, grâce aux travaux de développeurs tels qu'Antti Palosaari, Eric Fry et l'équipe Osmocom, il a été découvert que cette clé pouvait être détournée pour fonctionner comme un récepteur SDR (Software Defined Radio), exclusivement en réception. En SDR, elle devient un outil puissant capable d'intercepter une large gamme de signaux radiofréquences (RF), bien au-delà de la TNT, dans la plage de fréquences généralement comprise entre 500 kHz et 1.7 GHz, selon le modèle utilisé. Il existe plusieurs variantes de cette clé .figure .9

- Le modèle classique **(a)** : est basé sur le chipset Realtek RTL2832U et le tuner R820T ou R820T2. Il permet une réception efficace des signaux VHF et UHF entre environ 24 MHz et 1700 MHz. Il est souvent livré avec une antenne magnétique simple.

- Le modèle amélioré RTL-SDR.com V4 **(b)** : intègre le tuner R828D, un oscillateur à compensation thermique (TCXO), une fonction Bias-T activable pour alimenter les préamplis ou antennes actives, et un filtrage amélioré. Ce modèle permet une réception plus stable et précise, notamment pour les signaux faibles, avec une couverture allant de 500 kHz à 1766 MHz. Il est également conçu avec un blindage en aluminium pour réduire les interférences électromagnétiques.

Ces clés permettent de décoder divers types de modulations (AM, FM, FM large, SSB, CW, DAB, ADS-B, DATA, DMR, etc.) via des logiciels SDR comme SDR#, HDSDR, GQRX ou GNU Radio. Compacte, économique et très utilisée dans le domaine de la radio logicielle, cette

clé constitue une solution d'entrée accessible pour les passionnés de radiofréquences, les étudiants et les chercheurs. [24]



Figure 9: les modèles RTL- SDR

3. Applications de la clé RTL-SDR

La clé RTL-SDR permet de réaliser de nombreux projets technologiques et scientifiques. Parmi les principales applications, on peut citer quelques-unes :

- Réception de signaux analogiques et numériques : démodulation des signaux AM, FM, et réception de la radio FM avec décodage des informations RDS.
- Surveillance des communications aériennes : écoute des conversations entre les tours de contrôle et les avions, décodage des signaux ADS-B pour le suivi en temps réel des positions d'avions, ainsi que des messages ACARS.
- Utilisation mobile : transformation d'un smartphone Android en scanner radio portable grâce à RTL-SDR.
- Décodage de signaux numériques : signaux GSM non cryptés, transmissions vocales numériques non sécurisées, et réception de la Radio Numérique Mondiale (DRM).[25]

4. Visualisation du spectre à l'aide du SDR#

Après avoir utilisé le logiciel Zadig pour installer le pilote nécessaire à la reconnaissance du récepteur RTL-SDR. Là où on peut utiliser l'application SDR# (SDRSharp) pour l'exploration des signaux radio. Pour commencer la configuration de SDR# en suivant les étapes suivantes :

- Lancement de SDR #.
- Sélection de la source RTL-SDR dans le menu “SDR Source” selon notre matériel.
- Réglage du gain RF pour amplifier la réception du signal.
- Ajustement de la fréquence centrale dans la bande FM (~88-108 MHz) pour observer un signal FM typique. Pour capter le spectre
- Changement ensuite la fréquence vers la bande GSM (900 MHz ou 1800 MHz) pour observer le spectre d’un signal GSM.

La figure (10) montre le spectre de fréquence d’un signal FM capté à l’aide d’une clé RTL-SDR. On y distingue une fréquence centrale de 95,9 MHz, typique d’une station de radiodiffusion FM d’Ain Temouchent, avec une bande passante d’environ 200 kHz, ce qui correspond à la largeur standard d’un canal FM (± 100 kHz). Le spectre présente un pic net à cette fréquence, avec un niveau de signal d’environ -40 dB, indiquant une réception relativement forte. Dans la partie inférieure de la figure (vue en waterfall), ce signal apparaît comme une bande continue jaune-blanche, signe de stabilité temporelle, tandis que les couleurs indiquent l’intensité du. On note également la présence d’un second signal FM partiellement visible autour de 96,7 MHz, ce qui suggère une autre station FM.

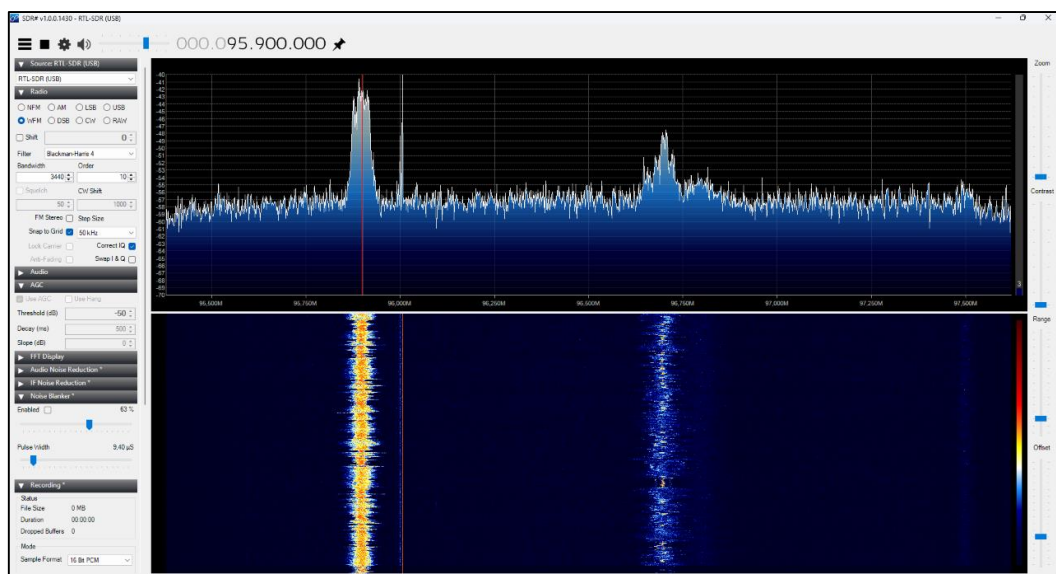


Figure 10: visualisation du spectre FM

La figure (11) présente le spectre de fréquence d'un signal GSM. La fréquence centrale est de 935,2 MHz, typique des bandes de fréquences utilisées pour la communication descendante (Downlink) dans les réseaux GSM.

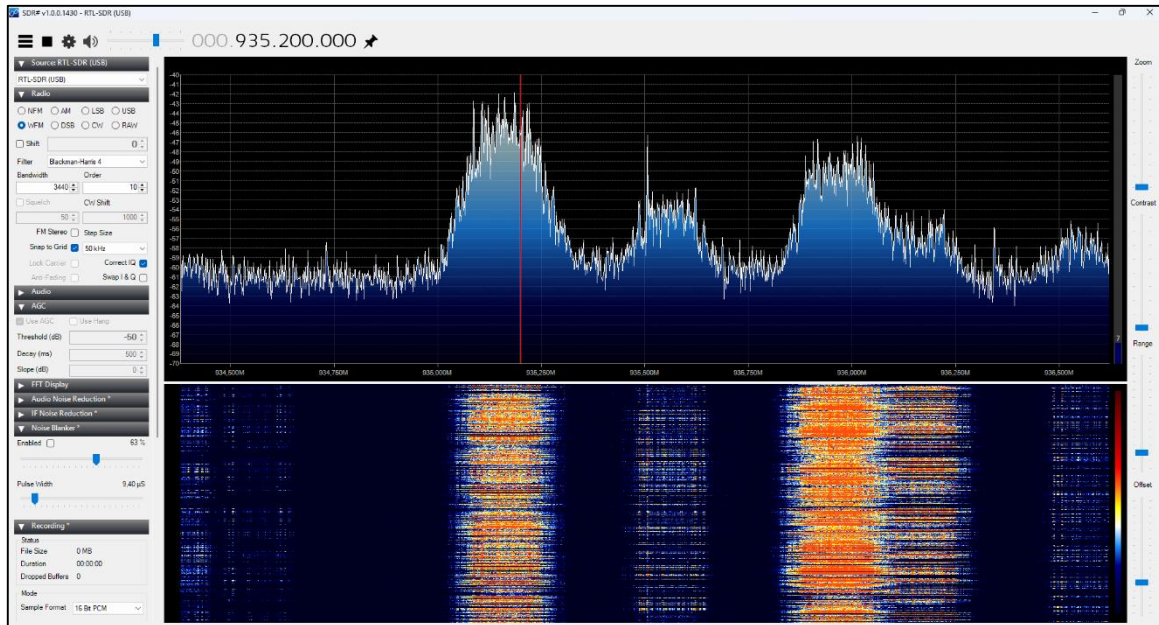


Figure 11: visualisation du spectre GSM

5. Enregistrement des signaux

librtlsdr fournit de nombreux outils de ligne de commande utiles pour les clés RTL-SDR (notamment `rtl_fm`, `rtl_sdr` et `rtl_power`) [25]

- `rtl_fm / rx_fm` : Permet de décoder et d'écouter la radio FM/AM/SSB.
- `rtl_sdr / rx_sdr` : Permet d'enregistrer des échantillons bruts pour un traitement ultérieur.
- `rtl_power / rx_power` : Permet d'effectuer des analyses large bande sur des bandes de fréquences arbitrairement larges en enregistrant les niveaux de puissance du signal sur plusieurs segments du spectre. La figure (12) montre le manuel de l'outil RTL-SDR

```
C:\Windows\System32\cmd.e X + v
Microsoft Windows [version 10.0.26100.3775]
(c) Microsoft Corporation. Tous droits réservés.

F:\Enseignement\pfe_mster\signal_identification\Release\x64>rtl_sdr
rtl_sdr, an I/Q recorder for RTL2832 based DVB-T receivers

Usage: -f frequency_to_tune_to [Hz]
[-s samplerate (default: 2048000 Hz)]
[-d device_index (default: 0)]
[-g gain (default: 0 for auto)]
[-p ppm_error (default: 0)]
[-b output_block_size (default: 16 * 16384)]
[-n number of samples to read (default: 0, infinite)]
[-S force sync output (default: async)]
[-D enable direct sampling (default: off)]
filename (a '-' dumps samples to stdout)

F:\Enseignement\pfe_mster\signal_identification\Release\x64>
```

Figure 12 : le manuel de l’outil RTL-SDR.

La figure (13) montre l’exécution effective d’une commande dans le terminal pour enregistrer un signal RF avec une clé RTL-SDR.

La commande exécutée est:

rtl_sdr -f 99200000 -g 25.4 -n 24000000 FM_10s.dat

Avec:

- -f 99200000 : fréquence d’écoute = 99.2 MHz (typiquement une radio FM).
- -g 25.4 : gain du tuner = 25.4 dB.
- -n 24000000 : nombre d’échantillons = 24 millions (enregistré sur 10 secondes)
- FM_10s.dat : nom du fichier de sortie où les échantillons seront stockés.

La suite montre que la clé est bien détectée (Realtek RTL2832U, tuner R820T), et que le programme commence à lire des échantillons.

```
C:\Windows\System32\cmd.e X + v
Microsoft Windows [version 10.0.26100.3775]
(c) Microsoft Corporation. Tous droits réservés.

F:\Enseignement\pfe_mster\signal_identification\Release\x64>rtl_sdr -f 99200000 -g 25.4 -n 24000000 FM_10s.dat
Found 1 device(s):
 0: Realtek, RTL2838UHIDIR, SN: 00000001

Using device 0: Generic RTL2832U OEM
Found RaFael Micro R820T tuner
Enabled direct sampling mode, input 2
Sampling at 2048000 S/s.
[R82XX] PLL not locked!
Disabled direct sampling mode
Tuned to 99200000 Hz.
Tuner gain set to 25.40 dB.
Reading samples in async mode...
```

Figure 13: l’exécution effective d’une commande d’enregistrement

6. Création de la base des données (DataSet)

Après avoir enregistré les signaux bruts passant maintenant au MATLAB qui représente un environnement de calcul numérique. Dans notre cas nous avons développé un script pour but de prétraiter et analyser des segments d'un signal FM, puis d'extraire leur spectre de fréquence moyen, dans le cadre de constituer une base de données utilisable pour la classification de signaux.

6.1 Principe de fonctionnement

- ✚ Le signal reçu par la clé SDR est un signal complexe IQ (In-phase & Quadrature), échantillonné à haute fréquence. Ce programme le découpe, le réduit (décimation), puis en extrait le spectre fréquentiel pour chaque segment. Les spectres sont ensuite lissés et stockés dans un fichier Excel, avec une étiquette (label 0 = Bruit, label 1 = FM, label 2 = GSM). La figure 14 montre le programme sur MATLAB.

Le programme est découpé en trois parties :

- **Chargement du signal (loadFile)** : Le fichier à traiter 'FM7_1s.dat' contient un signal complexe (IQ) enregistré pendant 10s seconde à 2,4 MHz. Chaque fichier représente un enregistrement de 10s
- **Définition des paramètres** :
 - $F_s = 2.4e6$: fréquence d'échantillonnage.
 - $F_c = 99.2e6$: fréquence centrale du signal reçu.
 - $M = 8$: facteur de décimation.
 - $segment_duration = 1$: traitement sur des segments d'1 seconde.
- **Calcul du nombre de segments** : Le signal est découpé en segments de 1 seconde.

```
y = loadFile('FM7_1s.dat');

% === Paramètres d'acquisition ===
Fs = 2.4e6; % Fréquence d'échantillonnage initiale
Fc = 99.2e6; % Fréquence centrale
M = 8; % Facteur de décimation
segment_duration = 1; % Durée d'un segment (1 seconde)
samples_per_segment = Fs * segment_duration;

% === Calcul des segments disponibles ===
total_samples = length(y);
max_possible_segments = floor(total_samples / samples_per_segment);
num_segments = min(10, max_possible_segments); % Max 10

fprintf('Signal chargé : %d échantillons.\n', total_samples);
fprintf('Nombre de segments utilisables : %d\n\n', num_segments);

% === Initialisation stockage ===
all_spectrum_means = [];
```

Figure 14: Script Matlab pour la préparation du signal RF

- ✚ La figure (15) montre le signal RF reçu de la clé RTLSDR, avec les 100 000 premiers échantillons extraits à partir d'un total de 2,4 millions à une fréquence d'échantillonnage de 2,4 MHz.
- ✚ La Figure (16) représente le signal décimé, c'est-à-dire que sa fréquence d'échantillonnage est réduite par un facteur M afin d'alléger les calculs tout en conservant les informations essentielles; on affiche ici la partie réelle des 1000 premiers échantillons pour une meilleure lisibilité.

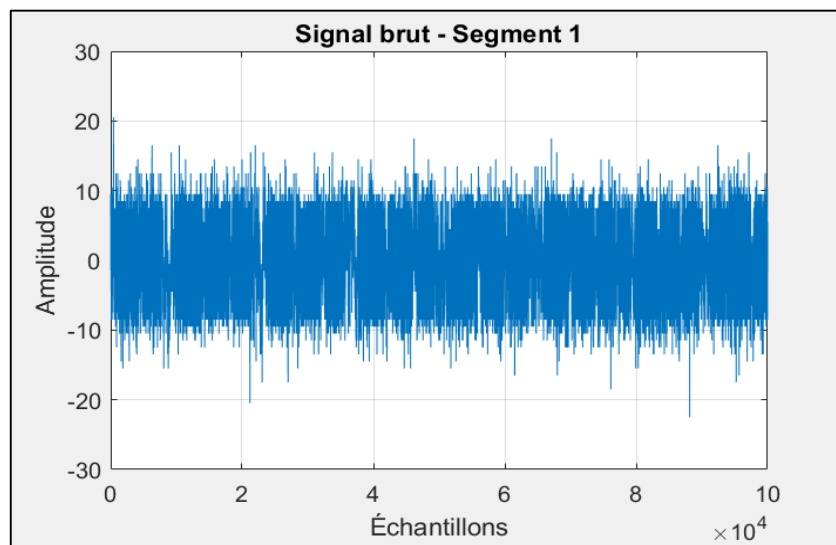


Figure 15 : Le signal original

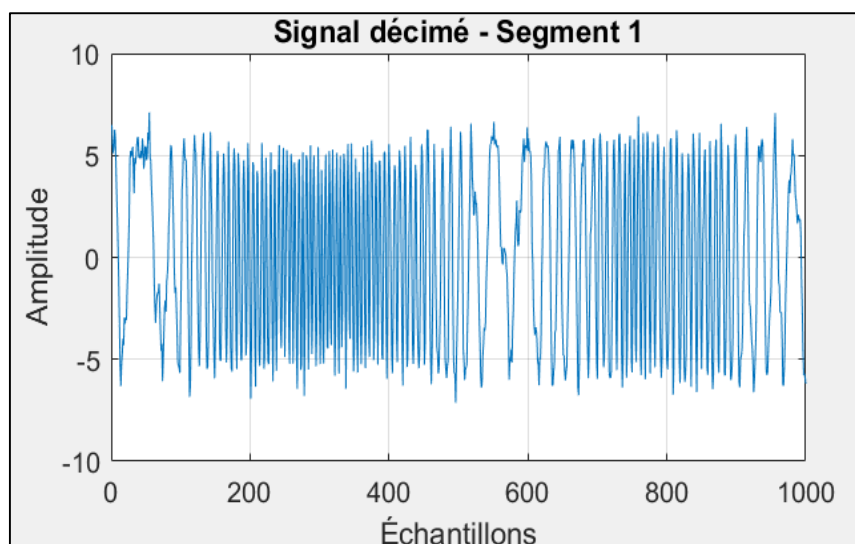


Figure 16: Le signal décimé

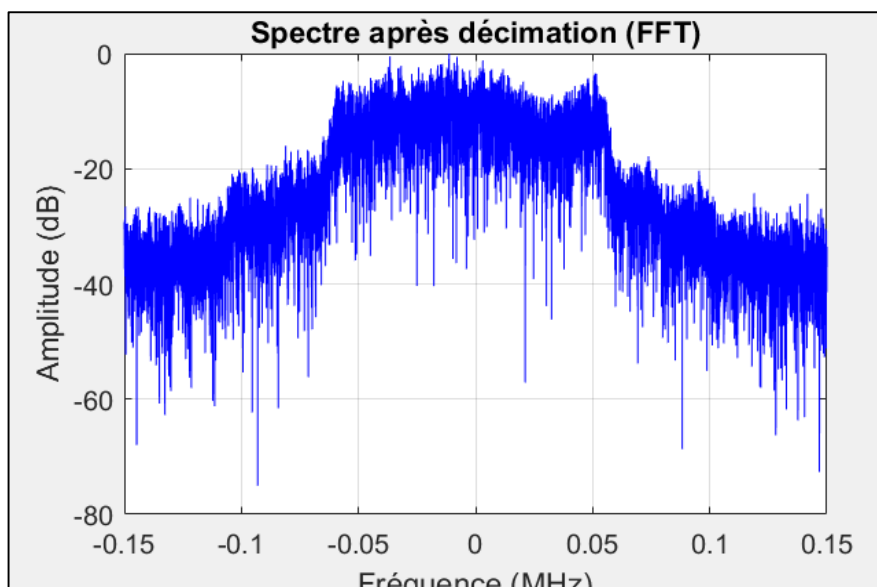


Figure 17: Le spectre du signal décimé

- ✚ L'étape suivante consiste à représenter le spectre en fréquence du signal décimé, obtenu par transformation de Fourier rapide (FFT) sur 8192 points, affiché en échelle logarithmique (dB) et centré autour de 0 Hz, ce qui permet de visualiser clairement l'occupation fréquentielle du signal FM. Enfin, une réduction du spectre est effectuée par moyenne, où chaque groupe de 16 points est condensé en une seule valeur moyenne, générant ainsi un vecteur de caractéristiques réduit, optimisé pour les algorithmes de Machine Learning . fig.17

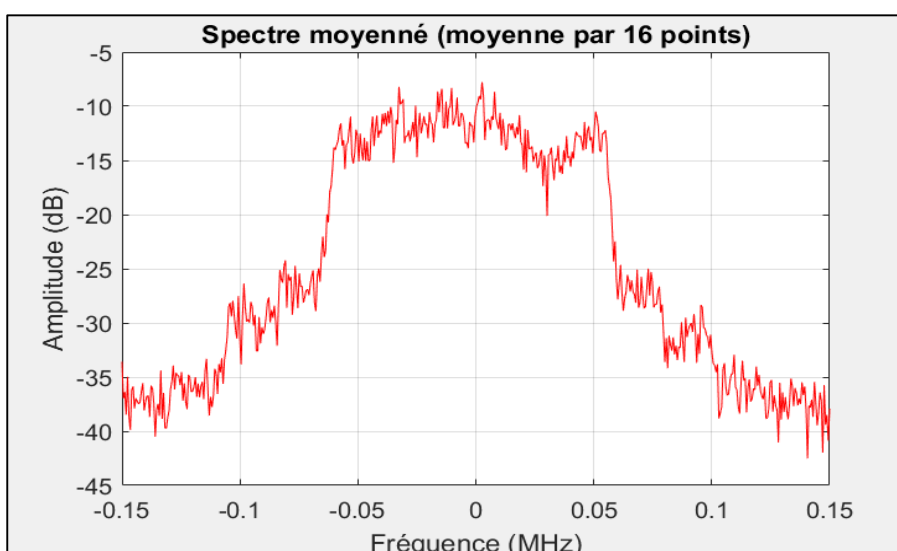


Figure 18: Réduction du spectre.

- ✚ Après avoir généré les spectres réduits pour chaque segment de signal (jusqu'à 10 segments d'une seconde), le script attribue un label à chaque vecteur de spectre réduit

en fonction de la nature du signal d'origine (par exemple FM, GSM ou bruit). Tous ces vecteurs, désormais étiquetés, sont ensuite regroupés dans une matrice finale formant l'ensemble des données d'entrée pour l'entraînement ou le test du modèle. Enfin, cette matrice est enregistrée dans un fichier Excel.

7. Model (AI)

Dans le cadre de notre travail, nous avons choisi d'utiliser l'algorithme **Random Forest (Forêt Aléatoire)**, un modèle supervisé largement reconnu pour sa robustesse, sa simplicité d'utilisation et son efficacité sur des données complexes et bruitées.

Random Forest repose sur le principe d'apprentissage collectif, où plusieurs arbres de décision sont générés à partir de sous-ensembles aléatoires de données. Chaque arbre donne sa prédiction, et la forêt décide par un vote majoritaire. Cette méthode permet de limiter les erreurs d'un seul arbre, en apportant stabilité et performance au modèle global.

L'un des éléments fondamentaux dans l'utilisation d'un modèle supervisé comme Random Forest est ce qu'on appelle le label qui représente la classe à prédire, c'est-à-dire le résultat attendu par le modèle pour chaque exemple d'entraînement. Dans notre cas, le label correspond au type de signal radio.

Dans notre base de données, chaque ligne dans le fichier CSV représente un signal RF traité dans le Script développé sur MATLAB, et associé à un label où:

- Label 0 : un signal de bruit (sans contenu utile)
- Label 1 : un signal FM (modulation de fréquence)
- Label 2 : un signal GSM (utilisé dans les réseaux de téléphonie mobile).

Le label est essentiel car il sert comme une référence d'apprentissage.

Power1	Power2	Power3	Power4	Power5	...	Power512	Label
-35,3116	-35,7825	-38,4831	-35,0668	-36,2673		-33,8153	1
-37,7441	-36,1106	-37,9835	-38,6763	-38,9355		-33,9928	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

-23,1266	-23,1080	-23,2002	-22,2442	-21,8738		-27,8284	2
-28,3370	-26,8469	-27,735057	-26,4674	-29,6339		-27,8223	2

Tableau 4 : Base de données (Data Set)

7.1 Entraînement du modèle de classification et phase de Test

Dans cette première étape, nous avons chargé notre base de données composée de signaux

```
# Load training dataset
df = pd.read_csv(train_file_path, sep=";")
# Data cleaning: Convert ',' to '.' and change dtype to float
df.iloc[:, :-1] = df.iloc[:, :-1].replace(',', '.', regex=True).astype(float)
df['Label'] = pd.to_numeric(df['Label'], errors='coerce')
# Define features (X) and target (y)
X = df.drop(columns=['Label'])
y = df['Label']
# Train-test split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
# Standardize features
scaler = StandardScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
X_test = scaler.transform(X_test)
# Train RandomForest model
clf = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
clf.fit(X_train, y_train)
# Make predictions on the test set
y_pred = clf.predict(X_test)
# Evaluate the model
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print(f" Model Accuracy: {accuracy:.4f}")
# Confusion matrix
cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
plt.figure(figsize=(6, 4))
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt="d", cmap="Blues", xticklabels=["Non-FM", "FM", "GSM"],
yticklabels=["Non-FM", "FM", "GSM"])
plt.xlabel("Predicted")
plt.ylabel("Actual")
plt.title("Confusion Matrix")
plt.show()
# Classification report
print(" Classification Report:\n", classification_report(y_test, y_pred, target_names=["Non-
FM", "FM", "GSM"]))

# Save the trained model
model_path = "/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/trained_model.pkl"
joblib.dump(clf, model_path)
print(f" Model saved to: {model_path}")
# Save the scaler (important for preprocessing new data)
scaler_path = "/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/scaler.pkl"
joblib.dump(scaler, scaler_path)
print(f" Scaler saved to: {scaler_path}")
```

Figure 19: traitement de base de données

préalablement enregistrés et traités. Chaque signal était représenté par un ensemble de caractéristiques numériques, et associé à une classe cible indiquant s'il s'agissait d'un signal

de bruit, FM, ou GSM. Nous avons ensuite procédé à une normalisation des données pour harmoniser l'échelle des différentes entrées. Nous avons utilisé l'algorithme Random Forest, choisi pour sa capacité à traiter des données bruitées, à éviter le sur-apprentissage, et à gérer des problèmes de classification multi classes. Le modèle a été entraîné sur une partie des données (80 %), tandis que les 20 % restantes ont servi à évaluer ses performances. L'évaluation a été réalisée à l'aide d'indicateurs classiques : précision globale, matrice de confusion, et rapport de classification, permettant de vérifier la capacité du modèle à distinguer correctement les trois types de signaux. Une fois satisfait des résultats, nous avons sauvegardé le modèle final .

Dans une deuxième phase de test, l'objectif était de tester le modèle déjà entraîné sur de nouveaux signaux jamais vus auparavant. Ces signaux RF, ont été chargés depuis un nouveau enregistrement. Nous avons appliqué la même normalisation que celle utilisée pendant l'entraînement, afin de garantir la cohérence du traitement. Le modèle a ensuite prédit la classe de chaque signal, identifiant automatiquement s'il s'agissait d'un bruit, d'un signal FM ou GSM

```
test_file_path = "/content/drive/MyDrive/Colab
Notebooks/spectrum_test_data_without_label.csv"
# Load the trained model and scaler
clf_loaded = joblib.load(model_path)
scaler_loaded = joblib.load(scaler_path)
print(" Model and scaler loaded successfully!")

# Load the new test dataset
df_test = pd.read_csv(test_file_path, sep=";")

# Ensure proper data formatting (convert ',' to '.' and change dtype to float)
df_test = df_test.replace(',', '.', regex=True).astype(float)

# Standardize the new test data using the saved scaler
X_new_scaled = scaler_loaded.transform(df_test)

# Predict on the new dataset
new_predictions = clf_loaded.predict(X_new_scaled)

# Print predictions
print("Predictions for new data:")
print(new_predictions)

# Save predictions to CSV
df_test['Predicted_Label'] = new_predictions
output_path = "/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/test_predictions.csv"
df_test.to_csv(output_path, index=False)
print(f"Predictions saved to: {output_path}")
```

Figure 20 : Phase de test

7.2 Résultats

Le modèle entraîné a démontré une excellente capacité de classification, avec une précision globale de 98,96 %, ce qui reflète une forte robustesse et une généralisation efficace

les données testées. Sur un total de 240 échantillons, seuls deux cas ont été mal classés, montrant une performance quasi parfaite. L'efficacité du modèle a été évaluée à l'aide de deux outils fondamentaux en apprentissage automatique: la matrice de confusion et le rapport de classification. Ces outils permettent d'analyser la capacité du modèle à prédire correctement chaque classe (Non-FM, FM et GSM). La figure (21) illustre la répartition des prédictions par rapport aux vraies classes

Cette matrice montre que :

- Tous les signaux "Non-FM" (bruit) ont été parfaitement classifiés
- Un seul signal FM a été confondu avec du bruit.
- Un signal GSM a été classifié à tort comme FM.

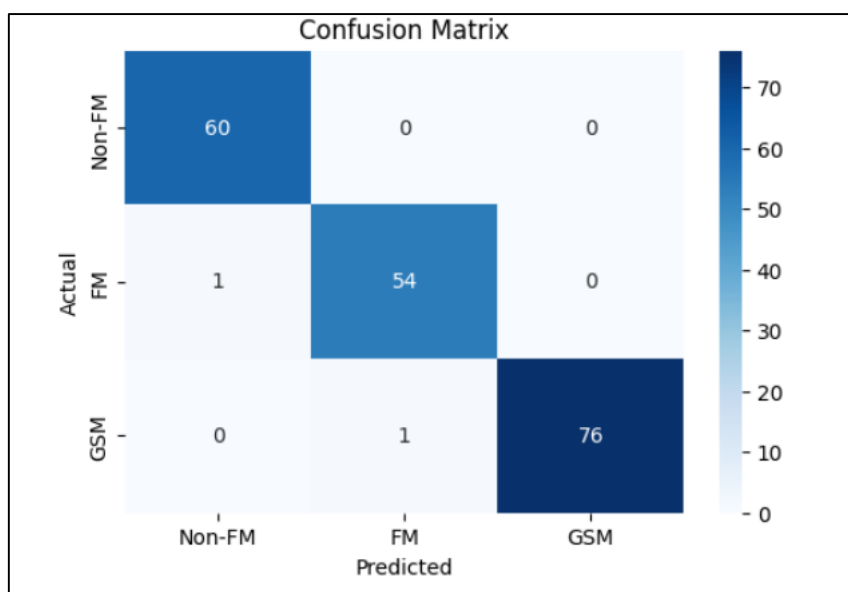


Figure 21 : Matrice de confusion

Le rapport de classification donne trois indicateurs clés pour chaque classe :

- Précision (precision) : parmi les échantillons prédits dans une classe, combien étaient corrects.
- Rappel (recall) : parmi les vrais échantillons d'une classe, combien ont été bien prédits.
- F1-score : moyenne harmonique de la précision et du rappel.

Tous les signaux bruités ont été reconnus sans erreur (rappel = 1.00). Très peu de faux positifs (précision = 0.98). Cela confirme que le modèle distingue très bien le bruit du signal utile.

Pour FM une seule erreur de classification vers "Non-FM". La performance reste excellente (f1- score = 0.98), indiquant une bonne généralisation.

Pour GSM la précision parfaite (1.00), tous les signaux prédits GSM étaient corrects. Une erreur de rappel (0.99), probablement liée à une confusion avec le FM. Cela montre que la structure du GSM est bien apprise par le modèle.

Classe	precision	rappel	f1-score	support
Bruit	0.98	1.00	0.99	60
FM	0.98	0.98	0.98	55
GSM	1,00	0.99	0.99	77
Exactitude global			0.99	192
macro Moyenne	0.99	0.99	0.99	192
Moyenne ponderer	0.99	0.99	0.99	192

Tableau 5: Rapport de classification

Dans cette deuxième phase, nous avons soumis 240 signaux RF à notre modèle préalablement entraîné. Ces signaux proviennent d'un nouvel enregistrement inconnu du modèle. Avant de lancer la prédiction, les signaux ont été normalisés selon la même méthode utilisée pendant l'entraînement, afin d'assurer une cohérence du traitement. Les résultats montrent que le modèle a prédit environ 80/80 signaux comme étant de type FM (label 1) et 80/80 comme GSM (label 2) ce qui semble cohérent avec la répartition réelle attendue de ces signaux.

Concernant la classification du bruit (caractérisé par l'absence de mouvement spectral), on observe que lorsque le gain de la clé RTL-SDR est élevé, le modèle fait plus d'erreurs de classification.

Comme montré dans le tableau (6), les résultats confirment que le modèle est capable de généraliser à de nouveaux enregistrements, et qu'il parvient à identifier correctement les signaux FM et GSM, avec une séparation nette entre les deux classes.

Signal	Nombre des tests	Détections correctes	Précision de détection (%)
FM	80	80	100%
GSM	80	80	100%
Bruit	80	50	62.5%

Tableau 6 : Résultat du Test

8. Conclusion

Ce travail a permis de démontrer la classification automatique de signaux radio à l'aide d'un dispositif RTL-SDR, en combinant des outils logiciels accessibles comme SDR++, MATLAB et Google Colab. L'ensemble du processus, depuis l'acquisition des signaux bruts jusqu'à leur traitement et leur classification par un modèle de Machine Learning, a été mis en œuvre avec rigueur. L'utilisation de l'algorithme Random Forest s'est révélée particulièrement efficace, offrant une précision remarquable proche de 99 %. Ce système, simple mais performant, ouvre ainsi la voie à des applications plus larges dans le domaine de la surveillance du spectre, la détection de signaux ou encore l'enseignement des techniques de radio logicielle et d'intelligence artificielle appliquée.

Conclusion générale

Ce mémoire a validé la faisabilité d'un système intelligent combinant théorie des télécommunications et Machine Learning pour identifier et classer automatiquement les signaux FM et GSM. La FM, basée sur une modulation analogique de fréquence, présente un spectre large et fixe idéal pour une radiodiffusion robuste au bruit. Le GSM utilise des canaux TDMA dans des bandes standardisées optimisant dynamiquement le spectre pour les communications mobiles. En s'appuyant sur un récepteur RTL-SDR, les signaux RF bruts ont été acquis, prétraités sous MATLAB (décimation, FFT, moyennage) pour en extraire des caractéristiques spectrales discriminantes, puis structurés en une base de données étiquetée (bruit, FM, GSM).

L'entraînement du modèle Random Forest, choisi pour sa robustesse face aux données complexes, a permis d'atteindre une précision globale de 98,96 %, avec seulement deux erreurs mineures confirmant sa fiabilité pour des applications temps réel comme la surveillance du spectre. Cette approche ouvre des perspectives concrètes pour la gestion automatisée des fréquences, utile aux opérateurs télécoms ou aux régulateurs, tout en suggérant des améliorations futures : intégration de signaux 5G/Wi-Fi, utilisation de modèles de Deep Learning (ex. : CNN) pour une analyse temporelle-spectrale plus fine, ou adaptation aux environnements extrêmement bruités. En synthèse, ce travail démontre comment l'IA et les technologies SDR modernes révolutionnent l'analyse des signaux, offrant des solutions adaptatives et évolutives pour répondre aux enjeux des communications sans fil.

Bibliographie

- [1] «presentation du GSM, UMTS et la signalisation Air Interface,» 2025. [En ligne]. Available: <http://dSPACE.univ-tlemcen.dz/>.
- [2] A. BULCKE, «modulation des signaux,» Lycee Blaise Pascal, 14 04 2020. [En ligne]. Available: <https://si.blaisepascal.fr/1t-modulation-et-demodulation-de-signaux/>.
- [3] «TSF_Radio.org,» 24 04 2025. [En ligne]. Available: <http://www.tsf-radio.org/forum/im/>.
- [4] l. Redac, la bande fm du loiret, 2024 10 04. [En ligne]. Available: <https://www.labandefmduloiret.fr/>. [Accès le 2025 03 27].
- [5] R. N. Rasatamanana, «Wireless Application Protocol et son application avec Simple Messagerie,» 02 10 2002. [En ligne]. Available: <https://www.mcours.net/rapports3/>. [Accès le 24 04 2025].
- [6] «principes et specificites des types de reseaux aGSM,» 29 03 2023. [En ligne]. Available: <https://www.officeeasy.fr/guides/>. [Accès le 23 04 2025].
- [7] «Les bases de la conception et de l'infrastructure du réseau GSM,» Allelcoelec.fr, [En ligne]. Available: <https://www.allelcoelec.fr/blog/the->.
- [8] «Architecture d'un réseau radio mobile GSM,» Technologue Pro, [En ligne]. Available: <https://www.technologuepro.com/>.
- [9] «GSM Frequency Bands: Allocation,» elecom Trainer, 17 01 2025. [En ligne]. Available: <https://www.telecomtrainer.com/>.
- [10] J.-P. Muller, «Le réseau GSM et le mobile,» 2002.
- [11] L. R. LeMagIT, «Définition de l'Intelligence,» TechTarget, [En ligne]. Available: <https://www.lemagit.fr/definition/AI>.
- [12] G. R. e. Philippe, «Que signifie Intelligence artificielle,» [En ligne]. Available: <https://www.lemagit.fr/definition/AI>.
- [13] «AI : Définition, Historique, Fonctionnement,» Journal du Coin, [En ligne]. Available: <https://journalducoin.com/lexique/ai/>.
- [14] Oracle, «Qu'est-ce que le,» [En ligne]. Available: <https://www.oracle.com/ca-fr/artificial-intelligence/machine-learning/>. [Accès le 2025].
- [15] d. hachemi, Écrivain, *intelligence artificiel*. [Performance]. 2024.
- [16] B. Dutta, «6 Types of Classifiers in,» Analytics Steps, 2 2 2022. [En ligne]. Available: <https://www.analyticssteps.com/blogs/types-classifiers-machine-learning>.
- [17] R. Kassel, «Régression linéaire :,» DataScientest, 18 3 2024. [En ligne]. Available: <https://datascientest.com/>.
- [18] StackLima, «ML - Différents types de régression,» 2022. [En ligne]. Available: <https://stacklima.com/ml-differents-types-de-regression/>.
- [19] IBM, « Qu'est-ce que le machine learning?,» IBM. [En ligne]. Available: <https://www.ibm.com/fr-fr/think/>. [Accès le 2021].
- [20] D. Team, «What is Deep Learning? A Tutorial for Beginners LEARN, PYTHON & DATA SCIENCE ONLINE,» DataCamp, 16 10 2023. [En ligne]. Available: <https://www.datacamp.com/tutorial/tutorial-deep-learning-tutoria>.

- [21] Y. Dahan, «Comprendre le Deep Learning : Une,» Rankway, 4 9 2024. [En ligne]. Available: <https://rankway.fr/comprendre-le->.
- [22] G. Team, «Difference between ANN, CNN and,» GeeksforGeeks, 24 9 2024. [En ligne]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/difference-between-ann-cnn-and-rnn/>.
- [23] B. Asmaa, «Web-SDR plateforme pour les récepteurs RTL-SDR,» Université Belhadj, 2021. [En ligne].
- [24] P. Radio, «Produits RTL-SDR.com - Passion,» Passion Radio, 2025. [En ligne]. Available: <https://www.passion-radio.fr/>.
- [25] RTL-SDR.com, «RTL-SDR: A blog about software defined radio,» 2012. [En ligne]. Available: <https://www.rtl-sdr.com>.
- [26] «Radio Transmission Diagram FM-transmission,» PNGitem, [En ligne]. Available: <https://www.pngitem.com/pimgs/m/>.
- [27] «Rdio Transmission Diagram FM-transmission,» PNGitem, [En ligne]. Available: <https://www.pngitem.com/pimgs/m/>.
- [28] «Elements of AI - Introduction à l'intelligence artificielle,» University of Helsinki., [En ligne]. Available: <https://course.elementsofai.com/fr-be/1/2>. [Accès le 2018].
- [29] «apprentissage non supervisé,» DataScientest, [En ligne]. Available: <https://datascientest.com/apprentissage-non-supervise>.
- [30] «Microsoft Clustering Algorithm,» Microsoft Corporation, [En ligne]. Available: <https://learn.microsoft.com/en-us/analysis-services/data-mining/microsoft-clustering-algorithm-technical-reference?>.
- [31] G. Team, «Difference between ANN, CNN and,» GeeksforGeeks, 24 9 2024. [En ligne]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/difference-between-ann-cnn-and-rnn/>.
- [32] V. R., «Apprentissage supervisé et non supervisé : comment les différencier?,» intelligence-, 23 3 2022. [En ligne]. Available: [https://intelligence-artificielle.com/.](https://intelligence-artificielle.com/)
- [33] RTL-SDR.com, «RTL-SDR: A blog about software defined radio,» [En ligne]. Available: <https://www.rtl-sdr.com>. [Accès le 2012]

