الجـــمـهـوريـــة الجـزائـريـة الديمـقـراطيـة الـشـعـبـيـة

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التـــعـلـيـــم العـــــالي والبـــحث العـــــلـــمـــي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جـــــــــــامعة سعيدة – د. الطاهر مولاي –

Université Saïda – Dr. Tahar Moulay –

Faculté des Mathématiques, Informatique et Télécommunications

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **Diplôme** de **MASTER en Télécommunications**

Spécialité : Réseaux et Télécommunications

Par : M. Mekri Marouane Amine
M. Farahi Mohamed

Détection des drones assistée par l'IA dans les réseaux sans fil

Soutenu, le 19/06/2025, devant le jury composé de :

M. TAMI Abdelkader	MCA	Président
Mlle. OUESSAI Asmâa	MCB	Rapporteur
M. OUARDI Aissa	MCA	Examinateur

2024 / 2025

Remerciements

Nous souhaitons exprimer notre sincère reconnaissance à toutes les personnes qui ont, de près ou de loin, contribué à la réalisation de ce projet de fin d'études.

Nous adressons nos remerciements les plus chaleureux à notre encadrante, Dr. Ouessai Asmâa, pour son accompagnement constant, ses conseils avisés et la rigueur scientifique dont elle a fait preuve tout au long de cette aventure.

Nous tenons également à remercier Dr. OUARDI Aissa et Dr. Tami Abdelkader pour avoir accepté d'évaluer notre travail et pour le temps qu'ils y ont consacré avec bienveillance et professionnalisme.

Notre gratitude va aussi à l'ensemble de l'équipe pédagogique de l'Université Dr. Moulay Tahar, pour la qualité de l'enseignement dispensé et le soutien tout au long de notre parcours.

Nous n'oublions pas nos camarades de promotion, dont la collaboration, l'entraide et l'esprit d'équipe ont été précieux.

Enfin, nous remercions nos familles et nos amis pour leur soutien inconditionnel, leur patience et leurs encouragements constants, qui nous ont permis de garder le cap durant les périodes les plus exigeantes de ce projet.

Ce projet de fin d'études a été pour nous une expérience riche et formatrice, rendue possible grâce à l'implication et au soutien de toutes les personnes mentionnées ci-dessus.

Dédicace

Je dédie ce travail à toutes les personnes qui ont marqué, de près ou de loin, mon parcours universitaire et personnel.

À mes chers parents, pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices et leur soutien indéfectible. Votre confiance en moi a toujours été ma plus grande force.

À ma famille et mes amis, pour leur présence bienveillante, leurs encouragements constants et leur patience durant les moments difficiles.

À Mlle. Ouessai Asmâa, mon encadrante, pour sa disponibilité, sa rigueur scientifique, et surtout pour son accompagnement humain tout au long de ce projet. Ce travail est aussi le fruit de votre engagement.

Enfin, à tous ceux et celles qui m'ont inspiré, soutenu et motivé à aller jusqu'au bout de ce défi.

Marouane

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à toutes les personnes qui ont illuminé mon chemin, de près comme de loin, et qui ont contribué à façonner mon parcours universitaire et personnel.

À mes parents bien-aimés, dont l'amour sans limites, les sacrifices silencieux et le soutien inébranlable ont été le pilier de ma persévérance. Votre foi en moi a toujours été mon moteur.

À ma famille et mes amis, pour leur réconfort précieux, leurs mots d'encouragement et leur patience durant les moments d'incertitude. Votre présence a été une lumière dans les étapes les plus exigeantes.

À Mlle. Ouessai Asmâa, mon encadrante, dont la rigueur académique, la générosité intellectuelle et l'accompagnement bienveillant ont guidé chaque étape de ce projet. Vos conseils ont été d'une valeur inestimable.

Enfin, à tous ceux qui, par leurs conseils, leur inspiration ou leur simple présence, ont su me donner la force de mener ce travail à son aboutissement.

Mohamed

Résumé

Avec l'essor des drones dans diverses applications telles que la surveillance, la livraison et les loisirs, le besoin de systèmes efficaces de détection des drones est devenu crucial, en particulier dans les zones sensibles sur le plan de la sécurité. Ce travail vise à développer un système intelligent capable d'identifier la présence de drones en utilisant des techniques d'apprentissage automatique et des données issues des réseaux sans fil, notamment les signaux de communication en fréquence radio (RF) entre les drones et leurs contrôleurs.

Le système utilisé repose, dans un premier temps, sur l'extraction de caractéristiques à partir de signaux RF bruts, suivie d'une classification à l'aide des algorithmes du k plus proches voisins (k-NN) et de la forêt aléatoire (Random Forest). Dans un second temps, nous utilisons des algorithmes d'apprentissage profond pour classifier directement les signaux bruts, tels que le Deep Feedforward Neural Network (DFNN) et le réseau de neurones convolutifs (CNN).

Mots clés : détection des drones, réseaux sans fil, signaux RF, classification, apprentissage profond.

Abstract

With the rise of drones in various applications such as surveillance, delivery, and recreational use, the need for effective drone detection systems has become crucial, especially in security-sensitive areas. This work aims to develop an intelligent system capable of detecting the presence of drones using machine learning techniques and data from wireless networks, particularly radio frequency (RF) communication signals exchanged between drones and their controllers.

The used system is based, in the first stage, on feature extraction from raw RF signals, followed by classification using algorithms such as k-Nearest Neighbors (k-NN) and Random Forest. In the second stage, deep learning algorithms are employed to classify the raw signals directly, including the Deep Feedforward Neural Network (DFNN) and Convolutional Neural Network (CNN).

Keywords: drone detection, wireless networks, RF signals, classification, deep learning.

الملخص

مع تزايد استخدام الطائرات بدون طيار في العديد من التطبيقات مثل المراقبة، التوصيل، والترفيه، أصبحت الحاجة إلى أنظمة فعالة لاكتشاف الطائرات بدون طيار أمرًا بالغ الأهمية، خصوصًا في المناطق الحساسة أمنيًا. يهدف هذا العمل إلى تطوير نظام ذكي قادر على الكشف عن وجود الطائرات بدون طيار باستخدام تقنيات التعلم الآلي والبيانات المستخرجة من الشبكات اللاسلكية، وبشكل خاص من إشارات الإتصالات بترددات الراديو (RF) المتبادلة بين الطائرات بدون طيار ووحدات التحكم الخاصة بها.

يرتكز النظام المعتمد في المرحلة الأولى على استخراج الخصائص من الإشارات اللاسلكية الخام، تليها عملية تصنيف باستخدام خوارزميات مثل أقرب الجيران (k-NN) وغابة القرارات العشوائية .(Random Forest) أما في المرحلة الثانية، فنستخدم خوارزميات التعلم العميق لتصنيف الإشارات الخام مباشرة ، دون الحاجة الى استخراج الخصائص يدويا ،مثل الشبكة العصبية الأمامية العميقة (DFNN) والشبكة العصبية الالتفافية(CNN).

الكلمات المفتاحية: كشف الطائرات بدون طيار، الشبكات اللاسلكية، إشارات التردد اللاسلكي، التصنيف، التعلم العميق.

Sommaire

Introduction générale 1
Chapitre 1 : Généralités sur les drones
1.1. Introduction 2
1.2. L'histoire du drone 2
1.3. Définition d'un drone 5
1.4. Les composants du drone 5
1.4.1. Le Châssis 5
1.4.2. Les Moteurs 6
1.4.3. Les Hélices 6
1.4.4. Les Batteries 7
1.4.4. La Radio-commande 7
1.4.5. Le Contrôleur de vol 8
1.4.6. La Caméra 8
1.5. Les types de drones 9
1.5.1. Drones mon-rotor 9
1.5.2. Drones multirotor 10
1.5.3. Drones à voilure fixe 10
1.5.4. Hybride VTOL à voilure fixe 11
1.6. Fonctionnement du drone 12
1.7. Comment ça vole ? 12
1.8. Les caractéristiques des drones 13
1.9. Les domaines d'application et d'utilisation des drone 14
1.9.1. Photographie et Vidéographie Aérienne 14
1.9.2. Surveillance et Sécurité 14
1.9.3. Agriculture de Précision 14
1.9.4. Inspection et Maintenance 14
1.9.5. Livraison et Logistique 14
1.9.6. Recherche et Sauvetage 15
1.9.7. Environnement et Écologie 15
1.9.8. Défense et Sécurité Nationale 15
1.9.9. Cartographie et Topographie 15
1.9.10. Loisirs et Divertissement 15
1.9.11. Éducation et Recherche 16
1.9.12. Santé et Médecine 16
1.9.13. Industrie du Bâtiment et des Travaux Publics 16
1.10. Conclusion 16
Chapitre 2 Les systèmes de détection des drones
2.1. Introduction 17
2.2. Pourquoi détecter un drone ? 17
2.3. Système détection des drones 18
2.3.1. Détection par radar 18
2.3.2. Détection par signal sonore 19
2.3.3. Détection par images 20
2.3.4. Détection par signaux radio fréquences 20
2.4. Les avantages et les inconvénients des systèmes de détection 21
2.5. Système détection des drones piloté dans un réseau sans fils 22
2.5.1. Principaux réseaux sans fils RF 22

2.5.1.1. Wifi 22
2.5.1.2. Bluetooth 22
2.5.1.3. Zigbee 22
2.5.1.4. Radiofréquence 23
a. Définition d'un signal RF (Radiofréquence) 23
b. Qu'est-ce qu'un composant RF ? 23
c. Détection RF des drones par les scanners de fréquence : 24
d. Détection RF intelligentes des drones : 25
e. Extraction des caractéristiques : 26
2.6. Conclusion : 29
Chapitre 3 : Classification des drones par intelligence artificielle
3.1. Introduction 31
3.2. Définition de l'intelligence Artificielle 31
3.3. Classification des drones par intelligence artificielle 32
3.3.1 Méthodes d'apprentissage machine 33
3.3.1.1. L'apprentissage supervisé 33
3.3.1.2. L'apprentissage non supervisé 34
3.3.1.3. Algorithmes de classification 34
a. Algorithmes de KNN (k nearest Neighbours) 34
b. Algorithme de SVM (support vectors machines) 36
c. La méthode de Forêt d'arbres décisionnels (Random Forest-RF) 41
3.3.2. Méthodes d'apprentissage profond (Deep Learning, DL) 42
3.3.2.1 Les réseaux de neurones artificiels 42
A. Définition 42
B. Les neurones formels 43
D. Les types des couches d'un réseau de neurones 45
3.3.2.2. Architecture des réseaux de neurones profonds 46
A. Les réseaux de Neurones Profond à Propagation en avant (DFNN) 46
A.2. Fonctionnement des réseaux neuronal à propagation directe 46
B. Les réseaux de neurones convolutifs (CNNs) 47
B.1. Comment fonctionnent les CNN ? 48
B.3. Les couches de CNN 48
3.4. Conclusion 50
Chapitre 4 : Résultats et Discussions
4.1. Introduction 52
4.2. Données et environnement de travail 52
4.2.1. Base de données 52
4.2.1.1 Les modes de vol 53
4.2.2 Environnement de travail 54
4.2.3 Langage de programmation 54
4.2.4 Bibliothèques utilisées 54
4.2.5. Classification de drones par méthodes classiques (KNN, RF) 56
4.2.5.1 Extraction des paramètres à partir des signaux RF 56
a. Extraction de STFT 56
b. Visualisation de FFT 58
C. Visualisation de PSD 60
4.2.5.2 Classification 61
4.2.5.2.1 Les Métriques utilisées 61
4.2.5.3 Résultats de classification 62
4.3. Classification des signaux RF par apprentissage profond (CNN 1D) 63
4.4. Classification des signaux RF par apprentissage profond (DFNN) 66

4.6. Visualisation des Résultats 69
4.6.1 Analyse du Graphique de Précision 69
4.6.2 Analyse du Graphique de Perte 70
4.7 Comparaison des résultats obtenus en fonction des modes de vol 71
4.8 Conclusion 72
Conclusion Générale 74
Bibliographie et Webographie 76

Liste des figures

Figure 1.1: Hewitt-Sperry automatic airplane. 2
Figure 1.2 : 1er drone Français : le stricto sensu. 3
Figure 1.3 : Drone américain MQ-1 Predator de General Atomics . 4
Figure 1.4 : Les premiers drones européens R20 4
Figure 1.5 : châssis comporte 4 bras 5
Figure 1.6 : Moteurs 6
Figure 1.7 : Hélices. 6
Figure 1.8 : Batteries 7
Figure 1.9 : Radio-commande 8
Figure 1.10 : Contrôleur de vol 8
Figure 1.11 : Caméra 9
Figure 1.12 : Drones mon rotor 9
Figure 1.13 : Drones multi rotor. 10
Figure 1.14 : Drones à voilure fixe. 11
Figure 1.15 : Hybride VTOL à voilure fixe 11
Figure2.1 : Principe de fonctionnement du radar 19
Figure 2.2 : Éléments du système de surveillance : exemple de drone à détecter, antenne microphonique 19
Figure 2.3 : caméra thermique infrarouge op tris pour drone 20
Figure 2.4 : Exemple des composants RF 24
Figure 2.5 : Scanners de fréquence pour détecter un drone. 25
Figure 3.1 : Intelligence artificielle 31
Figure3.2 : intelligence artificielle. 32
Figure 3.3 : Types d'apprentissage machine (Machine Learning). 33
Figure 3.4 Classification par KNN 35
Figure 3.5 : les types de SVM 37
Figure 3.6 : Exemple d'un hyperplan séparateur 38
Figure 3.7 : Exemple de vecteurs de support. 38
Figure 3.8 : Classifieur SVM (dans le cas non-linéaire) 39
Figure 3.9 : fonctionnement d'une Forêt d'arbres décisionnels . 42
Figure 3.10 : Méthodes d'apprentissage profond 42
Figure 3.11 : Modèle d'un neurone artificiel 43
Figure 3.12: Schéma de types de couches d'un réseau de neurones. 46
Figure 3.13: Le processus de formation d'un réseau neuronal utilisant la propagation vers l'avant et la rétropropagation. 47
Figure 3.14: Example de la couche de convolution. 49
Figure 3.15: Fonction d'activation ReLU (Rectified Linear Unit). 49
Figure 3.16: Max pooling et Average pooling. 50
Figure 4.1 : Représentation visuelle de quelques signaux audio de drone et non drone de la base de données utilisée. 53
Figure 4.2 : Expériences visant à enregistrer les signatures RF des drones. 54
Figure 4.3 : Spécifications de l'environnement Google Colab (RAM, GPU et stockage) 56
Figure 4.4 : Représentation visuelle des coefficients STFT pour non-drone. 57
Figure 4.5 : Représentation visuelle des coefficients STFT pour drone. 58

Figure 4.6 : Représentation visuelle du coefficient FFT pour drones. 59
Figure 4.7 : Représentation visuelle du coefficient FFT pour non-drones. 59
Figure 4.8 : Représentation visuelle du coefficient FFT pour non-drones. 60
Figure 4.9 : Représentation visuelle du coefficient FFT pour non-drones. 61
Figure 4.10: Matrice de confusion 61
Figure 4.11 : Représentation des matrices de confusion pour KNN (bleu) et RF (orange) 62
Figure 4.12 : Architecture de modèle CNN 1D proposée 64
Figure 4.13 : les résultats de CNN 1D en fonction du Loss et taux de classification pour différents epochs. 65
Figure 4.14 : Matrices de confusion de model CNN 1D 66
Figure 4.15 : Architecture de modèle DFNN proposée. 67
Figure 4.16 : les résultats de DFNN en fonction du Loss et taux de classification pour différents epochs. 67
Figure 4.17 : la matrice de confusion de model DFNN. 68
Figure 4.18: la courbe de précision (accuracy) de l'entraînement et de la validation du modèle au cours de 100 epochs 69
Figure 4.19 : la courbe de Loss de l'entraînement et de la validation du modèle au cours de 100 epochs. 70
Figure 4.20. Résultats de détection des drones 71

Liste des Tableaux

Table 2.1 comparaison entre les différents systèmes de détection de drones 21
Table 3.1: Différents fonctions d'activation 45
Table 4.1 : Description de la base de données utilisée. 52
Table 4.2 : Description de la base de données utilisée dans notre travail 53
Table 4.3 : Comparaison des Performances des Méthodes KNN et RF avec Différentes Caractéristiques Signaux RF. 62
Tableau 4.4 : Comparaison des algorithmes de détection de drones en fonction des modes de vol. 63
Table 4.5 : Résultats de classification de drones par CNN1D 66
Table 4.6 : Résultats de classification de drones par DFNN 68
Table 4.7 : Résultats des différents modes de vol pour deux méthodes (CNN1D, DFNN) 68

Liste des Abréviations

CNN : Convolutional Neural Network

DFNN: Deep Feedforward Neural Network

DL: Deep Learning

FFT: Fast Fourier Transform

IA: Intelligence Artificielle

KNN: K-Nearest Neighbors

MFCC: Mel Frequency Cepstrum Coefficients

ML: Machine Learning

PSD: Power Spectral Density

RF: Radio fréqunces

RF: Random Forest

STFT: short-Time Fourier Transform

SVM: Support Vectors Machines

UAV: Unmanned Air Vehicle

ZCR: Zero Crossing Rate

Introduction Générale

Introduction générale

De nos jours, les drones, également appelés véhicules aériens sans pilote (UAV), connaissent une expansion rapide dans de nombreux secteurs. Initialement développés pour des applications militaires, ces dispositifs trouvent désormais des usages variés dans la société civile, notamment dans la photographie, l'agriculture, la logistique, ainsi que dans la gestion des catastrophes naturelles.

Les drones peuvent être pilotés à distance par un opérateur humain, ce qui leur permet d'accéder à des zones difficiles d'accès ou dangereuses. Ils sont équipés de technologies avancées telles que des caméras haute résolution, des capteurs thermiques et des systèmes de communication longue portée, offrant ainsi des capacités étendues d'observation, de collecte de données, et d'intervention rapide.

Cette popularité croissante est soutenue par plusieurs facteurs, notamment les progrès dans la miniaturisation, la connectivité et la diversité des applications. Par ailleurs, leur développement soulève des enjeux importants liés à la réglementation, à la sécurité, ainsi qu'à la protection de la vie privée.

L'objectif principal de ce travail est de développer un système capable de détecter la présence de drones avec une grande précision, à travers l'analyse et la classification des signaux radiofréquences (RF), et de filtrer les signaux présentes dans les réseaux sans fils et d'identifier spécifiquement les signaux émis par les drones.

Ce mémoire est organisé comme suit :
Le chapitre 1 présente une introduction générale sur les drones notamment leurs compositions et fonctionnement ainsi que leurs domaines d'application.

Dans le chapitre 2 nous abordons le problème de détection des drones et nous présentons une comparaison entre les différentes méthodes de détection, puis nous détaillons la méthode de détection par signaux RF.

Le chapitre 3 présente un aperçu sur les méthodes de classification classiques et par apprentissage profond à savoir le plus proche voisin, la forêt aléatoire, le réseau de neurone profond à propagation en avant et le réseau de neurone convolutif.

Le chapitre 4 présente les résultats obtenus.

Chapitre 1 : Généralités sur les drones

1.1. Introduction :

L'évolution des drones et de leurs systèmes de détection peut être définie comme une progression technologique continue qui englobe le développement et l'élargissement des capacités des véhicules aériens sans pilote (UAVs), ainsi que l'avancement des méthodes et technologies pour identifier, suivre, et parfois neutraliser ces appareils dans le but de garantir la sécurité et la confidentialité.
Cette évolution est caractérisée par une diversification des applications des drones, allant des opérations militaires à des usages civils tels que la surveillance, et l'agriculture, parallèlement à l'amélioration des systèmes de détection qui intègrent des technologies avancées comme le radar, visualisation, audio, radio fréquence, et l'intelligence artificielle pour répondre efficacement aux défis posés par l'usage accru des drones.

1.2. L'histoire du drone

La création du drone remonte à la fin de la **Première Guerre mondiale.** Aux Etats-Unis se développait à cette époque le projet Hewitt-Sperry automatic airplane. Ce projet consistait à créer un **avion automatique,** c'est à dire sans pilote et capable de transporter des explosifs jusqu'à une cible [1].

Figure 1.1: *Hewitt-Sperry automatic airplane* [1].

Au même moment, en France, **George Clémenceau** président de la Commission sénatoriale de l'Armée décida de lancer le projet **« d'avions sans pilote ».** Ce projet donna alors naissance au **premier drone français appelé stricto sensu**.

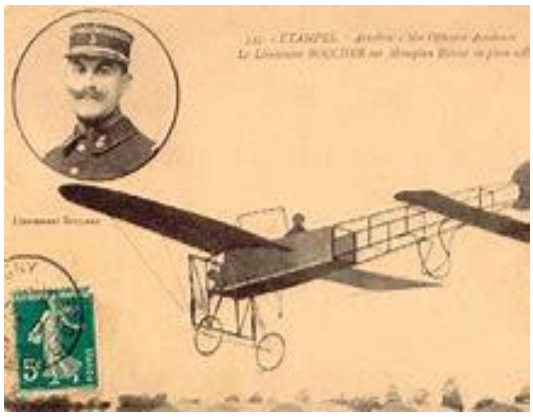

Figure 1.2 : le capitaine Max Boucher[1].

Ce drone a été conçu, réalisé et expérimenté dès 1923 à Etampes par l'ingénieur **Maurice Percheron** ainsi que par le capitaine **Max Boucher**. Lors de la réalisation de ce projet « avion sans pilote », le capitaine Max Boucher mit au point un système de pilotage automatique qui permit de faire voler sur plus de cent kilomètres un avion appelé le BN3. Les avions sans pilote radiocommandés virent alors le jour.

Mais à cette époque, l'armée n'éprouvait pas encore un grand intérêt pour les drones.

C'est seulement pendant la **seconde Guerre mondiale**, face aux lourdes pertes humaines liées aux missions d'espionnage, que l'idée de développer des avions d'observation sans pilote a vu le jour. Toutefois, leurs systèmes de guidage étaient encore sensibles aux brouilleurs. Cela rendait alors leur utilisation difficile, voire quasiment impossible.

Cependant, les Etats-Unis s'en sont tout de même servi durant la seconde Guerre mondiale, notamment comme avion cible pour entraîner les artilleurs antiaériens. Au total, leur flotte comprenait 42 drones.

Le véritable essor des drones a eu lieu durant la **Guerre Froide, et** plus précisément durant la guerre du Vietnam et celle du Kippour. C'est grâce, à **l'essor de l'informatique** dans les années 1960, que ces engins autonomes, permettant de récolter de précieuses informations, se développent.

Figure 1.3 : Drone américain MQ-1 Predator de General Atomics [1] .

Ces appareils autonomes ont été fabriqués de façon confidentielle par les Etats-Unis, à des fins stratégiques car ils permettaient la surveillance en toute discrétion de lieux.

C'est durant la guerre du Golfe qu'apparaît le terme **Unmanned aerial vehicle** (UAV). Ce terme est le point de départ de l'utilisation permanente des drones par les États-Unis dans les différentes missions et opérations militaires. Au même moment, la France fabrique les premiers drones européens avec le R20 (figure 1.5) équipé d'un programme de vol interne, qui le rend insensible aux brouilleurs [1].

Figure 1.4 : Les premiers drones européens R20 [1].

1.3. Définition d'un drone :

Un **drone**, également connu sous le nom de **UAV** (*Unmanned Aerial Vehicle*), est un appareil volant sans pilote humain à bord, contrôlé à distance ou programmé pour effectuer des vols autonomes. Le terme "drone" provient de l'anglais et signifie "faux-bourdon", en référence au bruit produit par ces appareils [2].

Un drone est susceptible d'emporter différentes charges utiles, cela le rend capable d'effectuer des tâches spécifiques, pendant une durée de vol qui peut varier en fonction de ses capacités. L'utilisation des drones a d'abord été connue dans les applications militaires, comme la surveillance et la reconnaissance et comme plateforme de désignation de cible ou comme arme. Puis, plusieurs applications civiles sont devenues concurrentes, notamment dans l'observation des phénomènes naturels (Avalanches, volcans...), la pulvérisation des pesticides sur les surfaces agricoles, la surveillance de l'environnement (exemple mesures de la pollution) et des réseaux routiers, la maintenance des infrastructures, etc [3].

1.4. Les composants du drone :

1.4.1. Le Châssis :

Le châssis, également appelé frame pour les connaisseurs, constitue le squelette du drone. Cet élément peut varier d'un modèle à l'autre en fonction du nombre de bras qui le composent, variable de 3 à 8. Par ailleurs, ses bras peuvent être simples ou doubles. Il est important que le châssis soit ergonomique pour que le drone puisse voler facilement. Le châssis peut être en bois, en aluminium, en plastique ou en fibre de carbone. En fonction de l'utilisation souhaitée, le choix du matériau utilisé sera important [4].

Figure 1.5 : châssis comporte 4 bras [5].

1.4.2. Les Moteurs :

Les Moteurs de drone sont des moteurs Brushless, aussi appelés moteurs sans balais. Les Brushless ont un rotor constitué d'un ou de plusieurs aimants permanents sur la plupart des drones on en compte 4, un pour chaque hélices [6].

Figure 1.6 : Moteurs [6]

1.4.3. Les Hélices :

Les hélices sont essentielles au fonctionnement du drone car sans elles le drone ne volerait tout simplement pas. A chacune d'entre elles est associé un moteur qui les fera tourner afin que le drone puisse s'envoler. Les hélices, ou quadrirotor sont positionnées aux extrémités des branches du drone (voir Chassi) cela dépend évidemment de la forme du drone qui peut être soit en X soit en H. [6]

Figure 1.7 : Hélices. [6]

1.4.4. Les Batteries :

Les batteries équipées sur les drones sont des batteries Lipo, pour "lithium Polymer Batterie". On les utilise pour de petits appareils comme les smartphones ou les appareils photos par exemple. Elles sont très pratiques pour les drones grâce à 2 facteurs : leurs petites tailles et sa délivrance d'énergie plus forte que des batteries basiques [6].

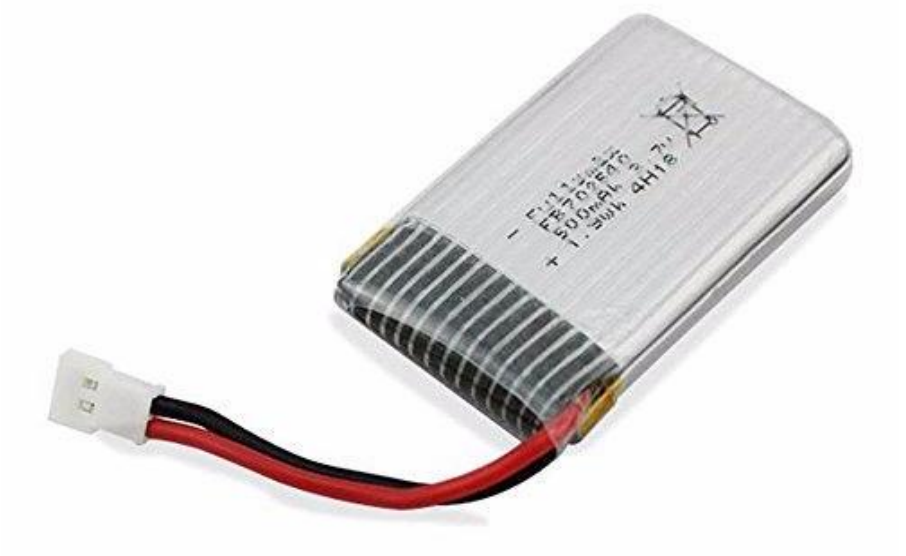

Figure 1.8 : Batteries [6]

1.4.4. La Radio-commande :

La radiocommande d'un drone est l'élément clé qui permet de contrôler efficacement le vol de cet appareil. Comprendre son fonctionnement est essentiel pour piloter un drone en toute sécurité et avec précision. La transmission des signaux est réalisée sur les différentes fréquences utilisées. La radio-commande se compose généralement d'un émetteur tenu par l'utilisateur et d'un récepteur embarqué sur le drone, permettant la communication bidirectionnelle entre les deux. Cette liaison assure non seulement le contrôle de la direction et de la vitesse, mais aussi la transmission de données telles que l'état de la batterie, l'altitude ou le signal GPS. Le choix de la fréquence (souvent 2,4 GHz ou 5,8 GHz) dépend du type de drone et de l'environnement d'utilisation, afin d'optimiser la portée et de minimiser les interférences.

Figure 1.9 : Radio-commande [7]

1.4.5. Le Contrôleur de vol :

Le contrôleur de vol est le troisième composant important d'un drone. Il est composé d'un circuit intégré avec un microprocesseur, des capteurs et des broches d'entrée et de sortie. Son but est d'assurer la stabilité de l'appareil en s'appuyant sur les capteurs et en pilotant les ESC [8].

Figure 1.10 : Contrôleur de vol [9].

1.4.6. La Caméra :

La caméra est, la plupart du temps, fixée en dessous du drone pour avoir une prise de vue optimale. Les caméras sont de petites tailles et sont soit intégrées au drone soit externes à celui-ci et doivent donc être rajoutées.

Il faut savoir que les caméras intégrées n'ont parfois pas d'enregistreurs, cela dépend de la qualité et par conséquent du prix de la caméra [6].

Figure 1.11 : Caméra [6]

1.5. Les types de drones :

1.5.1. Drones mon-rotor :

Les drones mono-rotor sont robustes et ressemblent aux hélicoptères traditionnels. Ils disposent d'un grand rotor unique pour la portance et d'un rotor de queue qui contrôle la direction et la stabilité. Ces drones sont particulièrement efficaces et **surpassent les modèles multirotors en termes de consommation d'énergie.** Leur conception permet d'avoir de très longues pales, qui fonctionnent davantage comme des ailes que comme des hélices, ce qui leur confère une plus grande efficacité aérodynamique [10].

Figure 1.12 : Drones mon rotor [10].

1.5.2. Drones multirotor :

Les drones multirotors sont l'option la plus simple et la plus économique pour avoir une vue d'ensemble du ciel. Ils offrent également un meilleur contrôle de la position et du cadrage, ce qui les rend parfaits pour la photographie aérienne et la surveillance. On les appelle multirotors car ils possèdent plusieurs moteurs, plus communément appelés tricoptères (3 rotors), quadricoptères (4 rotors), hexacoptères (6 rotors) et octocoptères (8 rotors) et sont nommés en fonction de leurs multiples rotors. Les quadricoptères, avec leurs quatre rotors, sont le choix le plus populaire en raison de leur équilibre entre contrôle et maniabilité [11].

Figure 1.13 : Drones multi rotor [11].

1.5.3. Drones à voilure fixe :

Les drones à voilure fixe ressemblent à des avions par leur conception, et ils disposent d'une seule aile rigide qui fournit la portance. Contrairement aux véhicules multirotors, ils n'ont pas besoin d'énergie pour rester en vol stationnaire. Leur énergie est utilisée pour les propulser vers l'avant, ce qui les rend économes en énergie. Leur capacité à couvrir efficacement de grandes zones les rend inestimables pour les tâches de surveillance étendues et les projets de monitoring à grande échelle [10].

Figure 1.14 : Drones à voilure fixe [10].

1.5.4. Hybride VTOL à voilure fixe :

Les drones hybrides VTOL (Vertical Take-Off and Landing, c'est-à-dire décollage et atterrissage verticaux) sont des aéronefs combinant la capacité de décoller et d'atterrir verticalement avec l'efficacité aérodynamique d'un vol à voilure fixe. Ce type de drone offre une grande polyvalence, notamment pour les missions nécessitant à la fois une maniabilité en environnement restreint et une longue autonomie en vol [12].

Figure 1.15 : Hybride VTOL à voilure fixe [13].

1.6. Fonctionnement du drone :

Le fonctionnement du drone repose sur des composants essentiels qui lui permettent de voler de manière autonome ou d'être contrôlé à distance.

Tout d'abord, les drones sont équipés de moteurs électriques qui propulsent les hélices pour générer la poussée nécessaire au vol. Le système de pilotage automatique contrôle les moteurs en utilisant des capteurs intégrés tels que des gyroscopes et des accéléromètres pour stabiliser et ajuster la position du drone en vol [14].

Les drones sont également équipés de capteurs supplémentaires, tels que des GPS et des caméras. Ces capteurs permettent au drone de détecter son environnement, de maintenir une position stable dans l'air et de suivre des trajectoires spécifiques.

Le pilotage d'un drone peut être effectué à distance par un opérateur à l'aide d'une radiocommande ou d'un logiciel de pilotage sur un ordinateur. Certains drones peuvent également être programmés pour exécuter des missions prédéfinies de manière autonome [14].

1.7. Comment ça vole ?

La commande joue un rôle important dans le mécanisme de vol de l'appareil. Cet accessoire est utilisé pour contrôler tous les mouvements du drone, depuis son lancement, en passant par ses capacités de navigation, jusqu'à son atterrissage. Le marché regorge de diverses commandes de drones aujourd'hui et les développeurs utilisent souvent diverses expériences pour créer des drones avec des fonctionnalités impressionnantes.

La tâche principale d'une commande est d'établir un canal de communication approprié entre l'unité distante et les ondes radio. La plupart des drones fonctionnent généralement sur une gamme de fréquences de 2,4 GHz et plusieurs de ces commandes passent par les réseaux Wi-Fi pour prendre des décisions actives concernant les mouvements. Les fonctionnalités d'un smartphone et d'un drone sont assez identiques ; les deux embarquent en effet un GPS, le Wi- Fi, ainsi que de nombreux capteurs communs. Ces capteurs embarqués aident les drones à rester en l'air pendant longtemps et à prendre de bonnes décisions quant à leur hauteur, leur direction et d'autres mouvements importants. Le processus d'atterrissage est

également contrôlé par un système d'hélice à l'intérieur et les capteurs prennent des décisions concernant sa vitesse, l'altitude et la rotation du moteur, etc. [15].

1.8. Les caractéristiques des drones :

Les drones se distinguent par plusieurs caractéristiques clés qui en font des outils polyvalents et adaptés à de multiples usages. Leur taille et leur poids varient considérablement, allant de petits modèles légers destinés aux loisirs à des appareils plus imposants utilisés dans des contextes industriels. Cette diversité permet de choisir un drone adapté à des besoins spécifiques. Parmi ses caractéristiques [16] :

- **La capacité :** les drones peuvent embarquer divers équipements, tels que des caméras, des capteurs, des colis ou du matériel. Cette capacité d'emport influence directement leur utilité dans des domaines comme la photographie aérienne, la livraison ou la surveillance.
- **Le temps de vol :** dépend de facteurs comme la capacité de la batterie et l'efficacité du moteur. Si les drones grand public offrent généralement une autonomie de quelques minutes à une heure, les modèles professionnels peuvent voler plus longtemps.
- **La vitesse et la portée :** sont également des aspects marquants. Certains drones, conçus pour des courses ou des missions militaires, atteignent des vitesses élevées. La portée, quant à elle, varie de quelques centaines de mètres pour les modèles grand public à plusieurs kilomètres pour les drones professionnels.
- **La stabilité et le contrôle :** sont assurés par des technologies avancées, comme les gyroscopes et les accéléromètres, qui permettent un maintien en vol stable et précis. Le pilotage peut se faire via une télécommande, une application mobile ou un système de navigation GPS.
- **Les caméras et capteurs :** offrent des fonctionnalités de capture d'images et de vidéos de haute qualité, faisant des drones des outils idéaux pour la photographie aérienne, l'inspection d'infrastructures ou la surveillance environnementale.

1.9. Les domaines d'application et d'utilisation des drone :

Les drones sont utilisés dans de nombreux domaines, grâce à leurs polyvalences, leurs mobilités et leurs capacités à accéder à des zones difficiles d'accès. Voici un aperçu des principaux domaines d'application et d'utilisation des drones :

1.9.1. Photographie et Vidéographie Aérienne

- **Cinéma et médias** : Capturer des plans aériens spectaculaires pour des films, des documentaires ou des reportages.
- **Événements** : Filmer des mariages, des concerts, des compétitions sportives ou des festivals.
- **Immobilier** : Prendre des photos et des vidéos de propriétés pour des présentations immobilières.

1.9.2. Surveillance et Sécurité

- **Sécurité publique** : Surveiller des zones sensibles, des foules ou des événements publics.
- **Protection des frontières** : Contrôler les frontières et détecter les intrusions.
- **Surveillance industrielle** : Protéger les sites industriels, les pipelines ou les infrastructures critiques.

1.9.3. Agriculture de Précision

- **Surveillance des plantes** : Utiliser des capteurs multispectraux pour surveiller la santé des plantes.
- **Pulvérisation ciblée** : Répandre des engrais, des pesticides ou des herbicides de manière précise.
- **Cartographie des champs** : Créer des cartes détaillées pour optimiser l'irrigation et la gestion des terres.

1.9.4. Inspection et Maintenance

- **Infrastructures** : Inspecter des ponts, des bâtiments, des éoliennes ou des lignes électriques sans besoin d'échafaudages.
- **Pipelines et réseaux** : Vérifier l'état des pipelines, des conduites de gaz ou des réseaux de communication.
- **Secteur énergétique** : Contrôler les panneaux solaires, les barrages ou les centrales électriques.

1.9.5. Livraison et Logistique

- **Livraison de colis** : Transport de petits colis par des entreprises comme Amazon.

- **Médicaments et fournitures** : Livraison rapide de médicaments, de sang ou de matériel médical dans des zones isolées ou difficiles d'accès.
- **Commerce électronique** : Expédition rapide de produits commandés en ligne.

1.9.6. Recherche et Sauvetage

- **Localisation de personnes disparues** : Rechercher des victimes dans des zones sinistrées ou difficiles d'accès.
- **Secours en cas de catastrophe** : Évaluer les dégâts après des tremblements de terre, des inondations ou des incendies.
- **Assistance en montagne** : Localiser des alpinistes perdus ou blessés.

1.9.7. Environnement et Écologie

- **Surveillance de la faune et de la flore** : Étudier les écosystèmes sans perturber les habitats naturels.
- **Lutte contre le braconnage** : Protéger les espèces menacées en surveillant les zones protégées.
- **Contrôle de la pollution** : Mesurer la qualité de l'air, de l'eau ou des sols.

1.9.8. Défense et Sécurité Nationale

- **Reconnaissance militaire** : Collecter des renseignements sur le terrain sans mettre en danger des soldats.
- **Surveillance des zones de conflit** : Observer les mouvements ennemis ou sécuriser des zones stratégiques.
- **Ciblage et frappes** : Certains drones militaires sont équipés d'armes pour des missions offensives.

1.9.9. Cartographie et Topographie

- **Cartographie 3D** : Créer des modèles 3D de terrains, de villes ou de sites archéologiques.
- **Géomatique** : Collecter des données géospatiales pour des projets de construction ou d'urbanisme.
- **Exploration minière** : Analyser des sites miniers et évaluer les ressources disponibles.

1.9.10. Loisirs et Divertissement

- **Courses de drones** : Compétitions sportives où les pilotes font courir leurs drones à haute vitesse.
- **Spectacles aériens** : Utilisation de drones pour des shows lumineux synchronisés.
- **Photographie amateure** : Capturer des images aériennes pour des passionnés de photographie.

1.9.11. Éducation et Recherche

- **Enseignement** : Utilisation de drones pour des projets éducatifs ou des formations techniques.
- **Recherche scientifique** : Étude de l'atmosphère, des océans ou des phénomènes naturels.

1.9.12. Santé et Médecine

- **Livraison d'organes** : Transport rapide d'organes pour des transplantations.
- **Interventions d'urgence** : Fournir des défibrillateurs ou des kits de premiers secours sur les lieux d'accidents.

1.9.13. Industrie du Bâtiment et des Travaux Publics

- **Suivi de chantiers** : Surveiller l'avancement des travaux et optimiser la gestion des ressources.
- **Inspections de sécurité** : Vérifier la conformité des constructions ou détecter des défauts structurels.

1.10. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons défini les drones, présenté leurs principaux composants, leur classification et leurs domaines d'utilisation.
Dans le chapitre suivant, nous discuterons en détail les systèmes de détection de drones.

Chapitre 2 :
Les systèmes de détection des drones

2.1. Introduction :

L'essor des drones ces dernières années a révolutionné de nombreux secteurs, allant de la photographie aérienne à l'agriculture, en passant par la surveillance et la logistique. Cependant, cette popularité croissante soulève également des défis majeurs en matière de sécurité, de respect de la vie privée et de réglementation. Les drones peuvent être utilisés à des fins malveillantes, comme l'espionnage, la contrebande ou même des attaques ciblées, nécessitant ainsi des mesures efficaces pour les détecter et les neutraliser. Dans ce chapitre, nous examinerons les raisons pour lesquelles la détection des drones est devenue une nécessité et les différentes approches utilisées pour y parvenir.

2.2. Pourquoi détecter un drone ?

L'évolution rapide de la technologie des drones a transformé les industries et la vie quotidienne. Les drones sont désormais monnaie courante, utilisés pour tout, de la photographie aérienne à la livraison de colis. Leur accessibilité soulève des préoccupations en matière de confidentialité, de sûreté et de sécurité.

L'augmentation de l'utilisation des drones s'accompagne d'un besoin croissant de systèmes de détection efficaces. Les drones non autorisés peuvent perturber des événements ou envahir des espaces privés. Ils présentent des risques non seulement pour les individus mais aussi pour les infrastructures critiques comme les aéroports et les centrales électriques.

Alors que les réglementations peinent à suivre le rythme des avancées technologiques, une détection efficace des drones devient vitale. Il permet aux autorités de réagir rapidement aux menaces potentielles tout en garantissant la sécurité du ciel pour les utilisateurs légitimes. La capacité d'identifier les drones malveillants renforce les forces de l'ordre et améliore considérablement les mesures de sécurité publique.

Dans un monde où l'espace aérien est de plus en plus encombré, on ne saurait surestimer l'importance de ces technologies. La détection des drones garantit que l'innovation ne se fait pas au détriment de la sécurité ou de la tranquillité d'esprit [17].

2.3. Système détection des drones :

2.3.1. Détection par radar :

2.3.1.1 Définition du Radar :

Le radar (acronyme issu de l'anglais *radio détection and ranging*) est un système qui utilise les ondes électromagnétiques pour détecter la présence et déterminer la position ainsi que la vitesse d'objets tels que les avions, les bateaux. Les ondes envoyées par l'émetteur sont réfléchies par la cible, et les signaux de retour (appelés *écho-radar*) sont captés et analysés par le récepteur, souvent situé au même endroit que l'émetteur. La distance est obtenue grâce au temps aller/retour du signal, la direction grâce à la position angulaire de l'antenne où le signal de retour a été capté et la vitesse avec le décalage de fréquence du signal de retour généré selon l'effet Doppler. Il existe également différentes informations trouvées par le rapport entre les retours captés selon des plans de polarisation orthogonaux [18].

Le radar est utilisé dans de nombreux contextes : en météorologie pour détecter les orages, pour le contrôle du trafic aérien, pour la surveillance du trafic routier, par les militaires pour détecter les objets volants mais aussi les navires, en astronautique, etc [18].

2.3.1.2 Composition et fonction de l'équipement pour la détection des drones :

Le système radar de détection de drones est principalement composé d'un émetteur, d'un récepteur, d'une antenne, d'une unité de traitement du signal et d'un dispositif de transmission de données. L'émetteur est chargé de générer des signaux d'ondes électromagnétiques de haute qualité ; le récepteur est responsable de la réception et du traitement des signaux d'écho ; l'antenne est l'interface pour la transmission et la réception des ondes électromagnétiques, et sa conception et sa directivité sont cruciales pour les performances du radar ; l'unité de traitement du signal est chargée d'extraire les informations utiles du signal d'écho ; enfin, le dispositif de transmission de données transmet les données traitées au centre de contrôle au sol ou à d'autres systèmes associés en temps réel(figure2.1) [19].

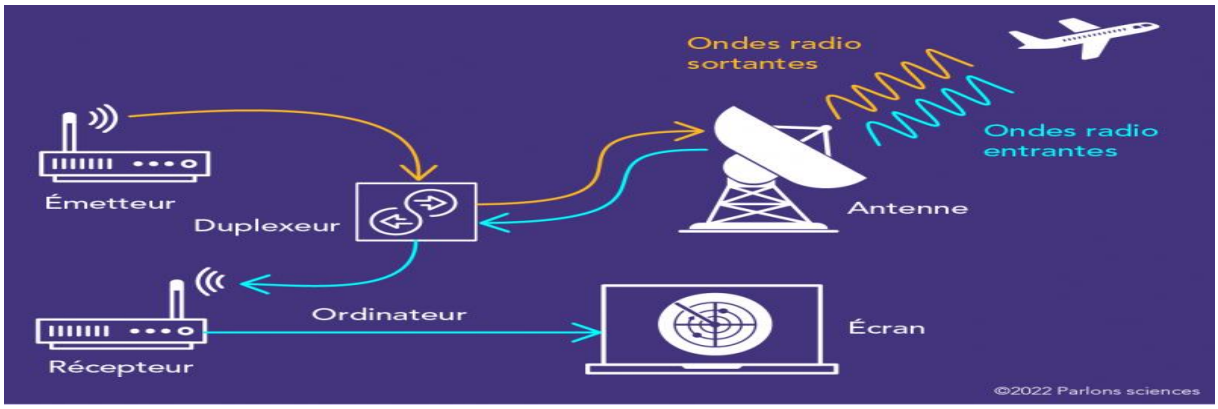

Figure2.1 : Principe de fonctionnement du radar [19].

2.3.2. Détection par signal sonore :

2.3.2.1 Définition d'un microphone :

Un microphone est un transducteur électroacoustique, c'est-à-dire un appareil capable de convertir un signal acoustique en signal électrique.

2.3.2.2 Système de détection par analyse acoustique

Ce détecteur s'appuie sur des signatures acoustiques distinctes engendrées par les drones, notamment celles des pales d'hélices. Il s'appuie sur des capteurs audios, des micros spécialisés pour capter les bruits des drones, en analysant la fréquence, l'amplitude, la modulation et la durée pour la détection. Le micro peut identifier les drones en fonction de diverses caractéristiques, telles que la taille, la vitesse et l'altitude, en utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique pour la classification.

Figure 2.2 : Éléments du système de surveillance : exemple de drone à détecter, antenne microphonique [20].

2.3.3. Détection par images :

Principes : Les méthodes de détection optique et infrarouge utilisent des caméras visuelles et des capteurs infrarouges pour détecter les drones en fonction de la vue ou de la signature thermique. Les caméras visuelles capturent des images, et des méthodes de détection détectent les drones UAV, tandis que les capteurs infrarouges détectent la chaleur émise par les moteurs et les composants des drones.

Avantages : Ces méthodes sont efficaces de jour comme de nuit. La détection infrarouge permet de confirmer visuellement la présence de drones, ce qui peut s'avérer crucial pour identifier et vérifier la présence des drones.

Limitations : L'efficacité de la détection optique et infrarouge dépend de la visibilité, de la ligne de visée et des conditions météorologiques. Une mauvaise visibilité due au brouillard, à la pluie ou à l'obscurité peut entraver la capacité à détecter et à suivre les drones avec précision.

Figure 2.3 : caméra thermique infrarouge op tris pour drone [21].

2.3.4. Détection par signaux radio fréquences :

Cette méthode repose sur l'analyse des ondes électromagnétiques émises par les drones, notamment leurs signaux de commande ou de transmission. Elle permet d'identifier la présence d'un drone même sans visibilité directe. Cette approche est particulièrement efficace dans des environnements complexes. Les détails techniques de cette méthode seront présentés dans la section suivante.

2.4. Les avantages et les inconvénients des systèmes de détection :

Table 2.1 comparaison entre les différents systèmes de détection de drones

Technologie de détection	Avantages	Inconvénients
Radar	Les radars sont résistants au brouillard, aux nuages et à la poussière contrairement à la détection visuelle et moins prononcée au bruit que la détection acoustique [16].	Les drones ont de petites sections radar (RCS), ce qui rend la détection plus exigeante. Les ondes ont une perte de chemin plus élevée, ce qui limite la portée de détection des drones. Une petite taille et une faible signature électromagnétique des drones rendant la détection par radar impossible.
Acoustique	Ne nécessite pas de LOS (ligne de visée) donc il fonctionne dans un environnement à faible visibilité. Faible coût en fonction de la gamme de microphones utilisée.	Sensible au bruit ambiant en particulier dans les zones inondées. L'état du vent affecte les performances de détection. Nécessite une base de données de signature acoustique pour différents drones pour la détection du drone.
Visuelle	Faible coût en fonction des caméras et des capteurs optiques utilisés ou de la réutilisation des caméras de surveillance existantes. La détermination des résultats de détection à l'aide d'écrans par l'homme est plus simple que les autres modalités.	Le niveau de visibilité est affecté par la poussière, le brouillard, les nuages et la journée. Des caméras basées sur un laser et un large champ de vision peuvent être nécessaires.
Radio fréquence	Capteurs RF à faible coût. Aucune LOS (ligne de visée) n'est requise. Longue plage de détection.	Ne convient pas pour détecter les drones volant de manière autonome sans aucun canal de communication. Il nécessite un apprentissage pour apprendre les signatures de signaux RF.

2.5. Système détection des drones piloté dans un réseau sans fils :

Avant de détailler le système de détection de drones pilotés basé sur les signaux RF, nous présentons brièvement les différents types de réseaux sans fil.

2.5.1. Principaux réseaux sans fils :

2.5.1.1. Wifi :

Le Wi-Fi est un ensemble de protocoles de communication sans fil régi par les normes du groupe IEEE 802.11 (ISO/CEI 8802-11). Un réseau Wi-Fi permet de relier par ondes radio plusieurs appareils informatiques (ordinateurs, routeur, smartphone, modem, internet, etc.) au sein d'un réseau afin de permettre la transmission entre les différentes entités. Il fonctionne généralement dans les bandes de fréquences 2,4 GHz, 5 GHz, et plus récemment 6 GHz (avec la norme Wi-Fi 6E), ce qui lui permet de s'adapter à divers besoins en matière de portée et de débit [22].

2.5.1.2. Bluetooth :

Bluetooth est une norme de télécommunications permettant l'échange bidirectionnel de données à courte distance en utilisant des ondes radio UHF sur une bande de fréquence comprise entre 2,402 GHz et 2,480 GHz. Son but est de simplifier les connexions entre les appareils électroniques à proximité en supprimant des liaisons filaires. Elle peut remplacer par exemple les câbles entre ordinateurs, tablettes, haut-parleurs, téléphones mobiles entre eux ou avec des imprimantes, scanneurs, claviers, souris, manettes de jeu vidéo, téléphones portables, assistants personnels, systèmes avec mains libres pour microphones ou écouteurs, autoradios, appareils photo numériques, lecteurs de code-barres et bornes publicitaires interactives [23].

2.5.1.3. Zigbee :

Zigbee est un protocole de haut niveau permettant la communication d'équipements personnels ou domestiques équipés de petits émetteurs radios à faible consommation. Il est basé sur la norme IEEE 802.15.4 pour les réseaux à dimension personnelle (Wireless Personal Area Networks : WPAN) et fonctionne principalement dans la bande de fréquence 2,4 GHz, bien qu'il puisse également utiliser les bandes 868 MHz (en Europe) et 915 MHz (en Amérique du Nord) selon les régions [24].

2.5.1.4. Radiofréquence :

a. Définition d'un signal RF (Radiofréquence) :

Un signal RF (Radio Frequency) est une onde électromagnétique utilisée pour la transmission d'informations sans fil sur une certaine gamme de fréquences. Il est employé dans divers systèmes de communication, comme la radio, la télévision, les télécommunications mobiles, le Wi-Fi et les drones [25].

b. Qu'est-ce qu'un composant RF ?

Un composant RF est un dispositif électronique conçu pour fonctionner à des fréquences élevées dans le spectre radio, typiquement de quelques kilohertz (kHz) à plusieurs gigahertz (GHz). Ces composants sont essentiels pour adapter, amplifier, filtrer ou combiner les signaux RF. Il est souvent utilisé dans l'ingénierie des télécommunications, où il permet la transmission et la réception des signaux sans fil. Pour bien comprendre le fonctionnement de ces composants, il est crucial de connaître certains concepts mathématiques. Par exemple, la capacité d'un condensateur dans un circuit RF peut être calculée en utilisant la formule de réactance capacitive :

$$\boldsymbol{X_c = \frac{1}{2\pi f c}} \quad \text{..... (2.1)}$$

Où X_c est la réactance capacitive, f la fréquence du signal, et C la capacité du condensateur. En ingénierie RF, plusieurs types de composants sont courants :

- **Filtres RF** : Utilisés pour sélectionner ou rejeter certaines bandes de fréquence.
- **Amplificateurs RF** : Servent à augmenter la puissance d'un signal RF.
- **Circulateurs et Isolateurs** : Permettent de diriger les signaux dans une direction ou d'empêcher les signaux de retour.

Chaque composant est conçu pour faire face à certaines contraintes et aux exigences spécifiques d'un système RF, magnifiant ainsi sa capacité à convertir et transmettre les signaux dans des applications critiques (figure 4.2) [25].

Figure 2.4 : Exemple des composants RF

c. Détection RF des drones par les scanners de fréquence :

A. Fonctionnent de base des scanners de fréquence pour détecter et analyser les signaux des drones :

A.1 Détection des signaux : les scanners de fréquences jouent un rôle crucial dans la détection RF des drones en balayant en continu une large gamme de fréquences pour identifier la présence de signaux de drones. Ces appareils capturent les signaux électromagnétiques émis par les drones, qui fonctionnent généralement sur des fréquences spécifiques.

A.2 Analyse du signal : une fois qu'un signal de drone potentiel est détecté, le scanner de fréquence analyse les caractéristiques du signal, telles que sa puissance, sa modulation et son schéma. Cette analyse permet de distinguer les signaux de drones des autres sources RF, garantissant ainsi une détection précise (figure 2.5) [26].

Figure 2.5 : Scanners de fréquence pour détecter un drone [27].

B. Importance d'une large couverture de fréquence pour une détection efficace :

B.1 Couverture complète : une détection des signaux RF efficace des drones nécessite des scanners de fréquences capables de couvrir une large gamme de fréquences. Les drones peuvent fonctionner sur différentes bandes de fréquences, notamment 2.4 GHz et 5.8 GHz, couramment utilisées pour la communication et le contrôle. Une couverture de fréquence complète garantit qu'aucun signal de drone ne passe inaperçu.

B.2 Adaptabilité : les scanners de fréquence avancés sont conçus pour s'adapter à différentes bandes de fréquences et peuvent être mis à jour pour détecter de nouvelles fréquences à mesure que la technologie des drones évolue. Cette adaptabilité est essentielle pour maintenir des capacités de détection de drones efficaces au fil du temps.

d. Détection RF intelligentes des drones :

Les techniques modernes de détection et d'identification de drones ont considérablement évolué grâce à l'essor des algorithmes basés sur les données, notamment les réseaux de neurones. En particulier, les réseaux de neurones profonds (Deep Neural Networks, DNN) ont démontré des performances remarquables dans de nombreuses tâches complexes, telles que la reconnaissance vocale, la classification d'images, ou encore l'analyse de signaux.

Dans le contexte de la détection de drones, ces approches permettent non seulement de détecter la présence d'un drone, mais aussi de le classer selon son type ou son comportement, même en environnement bruyant ou complexe. Ces techniques sont capables de reconnaître des signatures RF spécifiques à chaque

modèle de drone, à partir de spectrogrammes ou de caractéristiques extraites automatiquement à partir des signaux RF. Dans ce qui suit nous présentons les principales caractéristiques qui peuvent utiliser pour distinguer les drones.

e. Extraction des caractéristiques :

e.1 MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients)

La méthode MFCC est une technique largement utilisée pour extraire des caractéristiques pertinentes du signal audio. Elle est couramment utilisée dans la reconnaissance vocale, la classification des genres musicaux et diverses autres applications liées au traitement du signal audio mais peut être aussi utilisée pour les signaux RF [28].

A. Principe de base

Le processus d'extraction des coefficients MFCC consiste en plusieurs étapes :

A.1.Prétraitement : Le signal est prétraité en appliquant un pré-emphase pour augmenter les hautes fréquences. Cela permet de réduire les problèmes liés à l'atténuation des hautes fréquences dans les systèmes de transmission. La formule de pré-emphase est la suivante :

$$y[n] = x[n] - \alpha * x[n-1] \quad (2.2)$$

Où x(n) est le signal d'entrée, y(n) est le signal de sortie et α est le coefficient de pré-emphase (généralement compris entre 0,95 et 0,97).

A.2. Segmentation : Le signal est divisé en trames de taille fixe (généralement 20 à 40 ms) avec un certain chevauchement entre les trames adjacentes. Cette étape est nécessaire pour rendre compte de la nature non stationnaire des signaux en cas audio.

A.3.Fenêtrage : Une fonction de fenêtre (par exemple, Hanning) est appliquée à chaque trame pour minimiser les discontinuités aux bords de la trame. La fenêtre est définie comme suit :

$$w(n) = 0.5 * \left(1 - \cos\left(2 * \pi * \frac{n}{N-1}\right)\right) \quad (2.3)$$

Où `w(n)` est la valeur de la fenêtre à l'échantillon `n`, et `N` est la taille de la trame.

A.4.Transformée de Fourier à court terme (STFT) : La transformée de Fourier à court terme est appliquée à chaque trame pour obtenir le spectre de puissance. Cette étape permet de passer du domaine temporel au domaine fréquentiel.

A.5.Filtres Mel : Le spectre de puissance est filtré à l'aide d'un banc de filtres en triangle espacés selon l'échelle de fréquence Mel. L'échelle Mel est une échelle de fréquence perceptuelle qui tient compte de la manière dont l'oreille humaine perçoit les fréquences. La relation entre la fréquence Mel m et la fréquence linéaire f est la suivante :

$$m = 2595 * \log_{10}(1 + \frac{f}{700}) \quad (2.4)$$

A.6.Logarithme : Le logarithme de l'énergie de chaque filtre Mel est calculé. Cette étape permet de compresser les données en réduisant l'échelle dynamique.

A.7.Transformée en cosinus discrète (DCT) : Enfin, la transformée en cosinus discrète est appliquée au spectre log-Mel pour obtenir les coefficients MFCC. Seuls les premiers k coefficients sont généralement conservés, où k Les premiers coefficients MFCC (généralement 12 à 20) sont utilisés comme caractéristiques pour représenter le signal audio.

e.2 FFT (Transformation de Fourier rapide) :

La transformation de Fourier rapide (sigle anglais : *FFT* ou *fast Fourier transform*) est un algorithme de calcul de la transformation de Fourier discrète (TFD).

Cet algorithme est couramment utilisé en traitement numérique du signal pour transformer des données discrètes du domaine temporel dans le domaine fréquentiel, en particulier dans les oscilloscopes numériques (les analyseurs de spectre utilisant plutôt des filtres analogiques, plus précis). Son efficacité permet de réaliser des filtrages en modifiant le spectre et en utilisant la transformation inverse (filtre à réponse impulsionnelle finie) [29].

A.1. Formulation mathématique de la transformé de fourrier discrète DFT :

X[K]=$\sum_{n-0}^{N-1} x[\mathrm{n}].e^{-j\frac{2\pi}{N}Kn}$ pour k=0,1**…,N-1 ……(2.5)**

. **X**[n] : les valeurs du signal en temps discret

. **X**[K] : les composantes frequentielles

. $e^{-j\frac{2\pi}{N}Kn}$: noyau complexe representant la base de Fourier

. j : l'unite imaginaire (j^2= -1)

e.3 STFT (Transformée de Fourier locale) :

La transformée de Fourier à court terme (TFCT), ou transformée de Fourier locale (en anglais *Short-Time Fourier Transform* (STFT)) ou encore transformée de Fourier à fenêtre glissante est une transformation liée aux transformées de Fourier utilisée pour déterminer la fréquence sinusoïdale et la phase d'une section locale d'un signal. Le carré de son module donne le spectrogramme [30].

A.1. Transformée de Fourier locale continue :

STFT{x($\boldsymbol{t}$)}≡X($\boldsymbol{T}, \boldsymbol{w}$)=$\int_{-\infty}^{\infty} \boldsymbol{x(t)\, w(t-T) e^{-j\omega t} dt}$ ..... (2.6)

. x($\boldsymbol{t}$) : signal temporel continu à analyser.

. $\boldsymbol{w(t-T)}$: fenêtre temporelle centrée autour de l'instant T

. w = fréquence angulaire w=2πf

. T position temporelle.

. X($\boldsymbol{T}, \boldsymbol{w}$) Coefficients de la transformée locale — carte temps-fréquence

B.2. Transformée de Fourier locale discrète :

STFT{x[n]}≡X($\boldsymbol{m}, \boldsymbol{w}$)=$\sum_{\boldsymbol{n}=-\infty}^{\infty} \boldsymbol{x[n] w[n-m] e^{-j\omega n}}$ ..... (2.7)

. x[n] : signal discrétisé.

. $\boldsymbol{w[n-m]}$ **:** fenêtre centrée sur l'indice m

. k : indice de fréquence.

. N : longueur de la fenêtre / transformée.

e.4 ZCR (Zero Crossing Rate):

Le Zero Crossing Rate (souvent utilisé sous sa forme abrégée ZCR) est le taux de changement de signe d'un signal. Le ZCR a beaucoup été utilisé en reconnaissance de la parole et en recherche d'information musicale. Il est défini par :

$$ZCR=\frac{1}{T-1}\sum_{T=1}^{T-1}\{s_t\, s_{t-1} < 0\} \quad \text{..... (2.8)}$$

Où S est un signal de longueur T et $\{s_t \,.\, s_{t-1} < 0\}$ est une fonction indicatrice qui vaut 1 si son argument $\{s_t \,.\, s_{t-1} < 0\}$ est vrai et vaut 0 sinon .

e.5 PSD (Densité spectrale de puissance) :

On définit la densité spectrale de puissance (DSP en abrégé, Power Spectral Density ou PSD en anglais) comme étant le carré du module de la transformée de Fourier, divisé par le temps d'intégration, (ou, plus rigoureusement, la limite quand T tend vers l'infini de l'espérance mathématique du carré du module de la transformée de Fourier du signal - on parle alors de densité spectrale de puissance moyenne). Ainsi, si x est un signal et $\hat{x}$ sa transformée de Fourier, la densité spectrale de puissance vaut :

$$T_x=(|\hat{x}|^2)/\Delta T \quad \text{..... (2.9)}$$

La PSD représente la répartition fréquentielle de la puissance d'un signal suivant les fréquences qui le composent (son unité est de la forme Ux2/Hz, où Ux représente l'unité physique du signal x, soit par exemple V2/Hz). Elle sert à caractériser les signaux aléatoires gaussiens stationnaires et ergodiques et se révèle indispensable à la quantification des bruits électroniques. Pour de plus amples détails sur la densité spectrale de puissance et la densité spectrale d'énergie (où l'on ne divise pas par le temps d'intégration et qui n'existe que pour les signaux de carré sommable), voir référence [31].

2.6. Conclusion :

Les systèmes de détection des drones jouent un rôle essentiel dans la surveillance et la sécurité des espaces sensibles. Grâce à une combinaison de technologies telles que l'analyse des signaux radiofréquences, la détection acoustique et les capteurs optiques et radar ; ces systèmes permettent d'identifier et de suivre les drones non autorisés. Cependant, face à la diversité croissante des modèles de drones et à l'évolution des stratégies d'intrusion, il devient crucial

d’aller au-delà de la simple détection. C’est dans ce contexte que l’intelligence artificielle apporte une valeur ajoutée significative en permettant non seulement d’identifier la présence d’un drone, mais aussi de le classifier avec précision en fonction de ses caractéristiques. Le prochain chapitre explorera ainsi les méthodes de classification des drones par intelligence artificielle, en mettant en avant les algorithmes d’apprentissage automatique et de deep learning utilisés pour affiner cette reconnaissance et renforcer les capacités des systèmes de détection.

Chapitre 3 : Classification des drones par intelligence Artificielle

3.1. Introduction :

La classification de drones à l'aide de l'intelligence artificielle (IA) est un domaine en pleine expansion, notamment en raison de l'utilisation croissante des drones dans divers secteurs tels que la surveillance, la livraison, l'agriculture, et la sécurité. La capacité à identifier et à classer automatiquement les types de drones est essentielle pour des applications comme la détection d'intrus, la gestion du trafic aérien, et la sécurité nationale.

3.2. Définition de l'intelligence Artificielle :

L'IA est un domaine qui doit permettre de rendre les ordinateurs plus intelligents de façon à ce qu'ils montrent des caractéristiques normalement associées à l'intelligence dans les comportements humains, c'est-à-dire la compréhension du langage, l'apprentissage, la résolution de problèmes et le raisonnement [32].

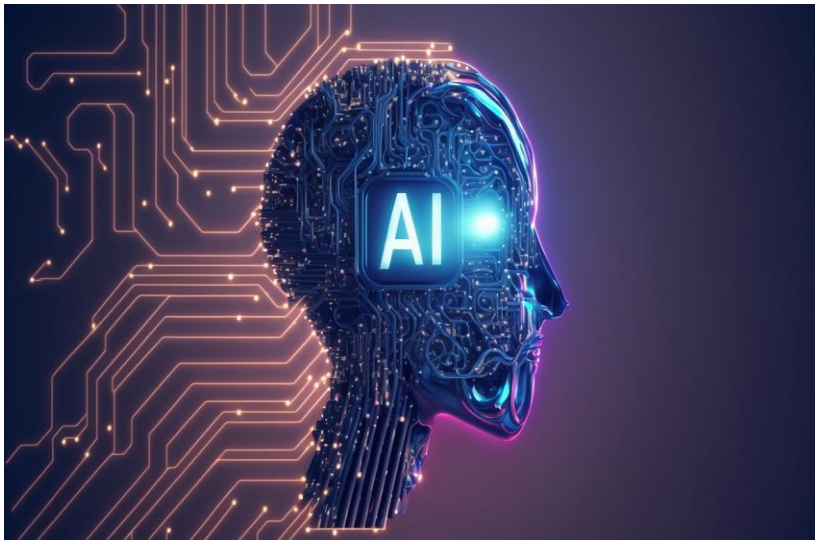

Figure 3.1 : Intelligence artificielle [32]

Souvent classée dans le domaine des mathématiques et des sciences cognitives, l'IA fait appel à des disciplines telles que la neurobiologie computationnelle (qui a notamment inspiré les réseaux neuronaux artificiels), les statistiques, ou l'algèbre linéaire. Elle vise à résoudre des problèmes à forte complexité logique ou algorithmique. Par extension, dans le langage courant, l'IA inclut les dispositifs imitant ou remplaçant l'homme dans certaines mises en œuvre de ses fonctions cognitives [33].

3.3. Classification des drones par intelligence artificielle :

La classification des drones repose sur plusieurs technologies, dont l'analyse des signaux radiofréquences (RF), qui est devenue plus efficace grâce à l'intégration de l'intelligence artificielle. Cette méthode consiste à capter les signaux sans fil émis par le drone ou sa télécommande, puis à analyser leurs caractéristiques afin d'extraire des informations permettant d'identifier et de classer le drone par rapport aux autres appareils sans fil.

L'intelligence artificielle joue un rôle clé dans l'amélioration de la précision de la classification. Des méthodes d'apprentissage machine (Machine Learning, ML) et des méthodes d'apprentissage profond (Deep Learning, DL) (figure3.2), Sont utilisés pour extraire et analyser avec précision les caractéristiques spectrales et temporelles des signaux. Chaque méthode utilise une gamme d'algorithmes pour détecter et classer les drones, que nous allons explorer.

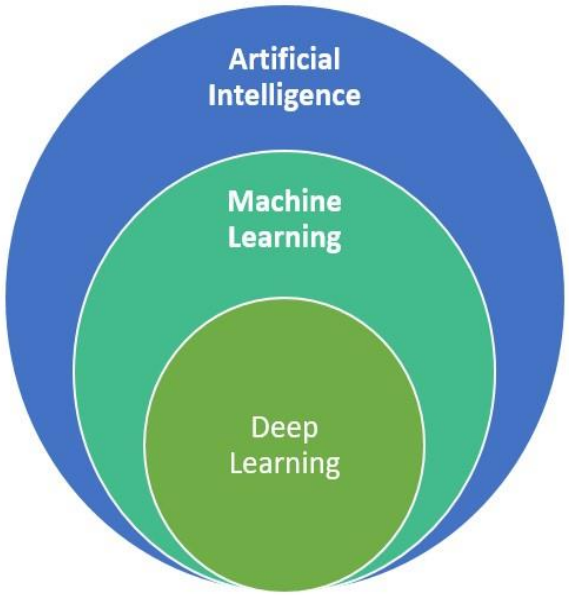

Figure3.2 : intelligence artificielle, apprentissage machine, apprentissage profond [34].

3.3.1 Méthodes d'apprentissage machine :

L'apprentissage machine est un domaine scientifique, et plus particulièrement une sous-catégorie de l'intelligence artificielle. Il consiste à permettre aux algorithmes de découvrir et reconnaitre des « patterns », à savoir des motifs récurrents, dans les ensembles de données. Ces données peuvent être des chiffres, des mots, des images, des statistiques, etc [35].

Le processus d'apprentissage s'articule autour des étapes suivantes :

• Alimenter un algorithme avec un ensemble de données.

• Exploiter ces données pour entraîner un modèle.

• Tester puis déployer le modèle.

• Utiliser le modèle déployé pour effectuer une prédiction automatisée.

On distingue deux types d'apprentissage machine : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non-supervisé (figure.3.3).

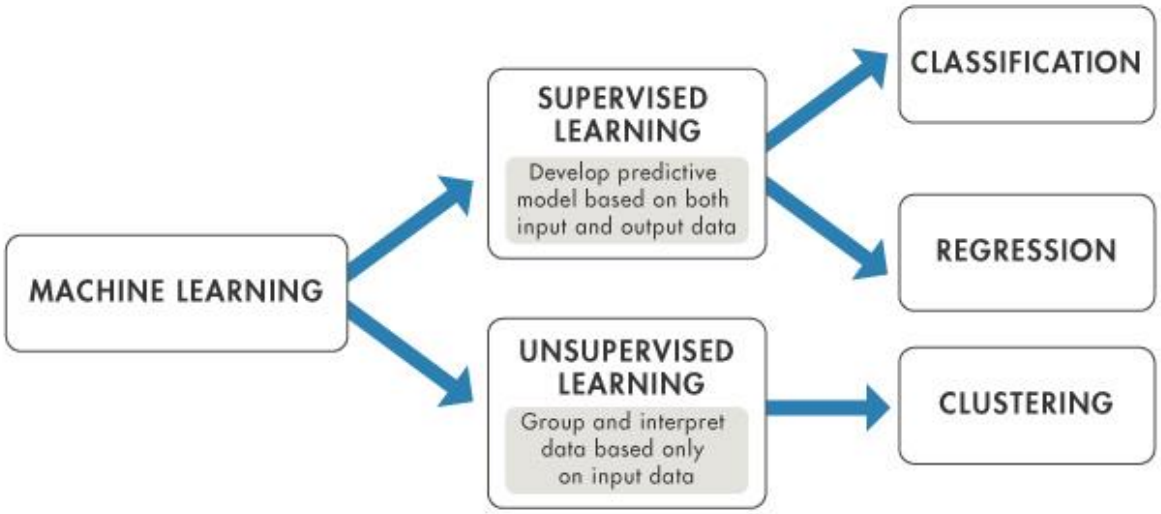

Figure 3.3 : Types d'apprentissage machine (Machine Learning) [36].

3.3.1.1. L'apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé est le type d'algorithmes d'apprentissage automatique le plus courant. Il utilise un ensemble de données connu (appelé ensemble de données d'entraînement) pour entraîner un algorithme avec un ensemble connu de données d'entrée et des réponses connues pour faire des prédictions. L'ensemble

des données d'entrainement comprend des données d'entrée étiquetées qui s'associent aux sorties ou aux valeurs de réponse souhaitées. À partir de là, l'algorithme d'apprentissage supervisé cherche à créer un modèle en découvrant les relations entre les réponses et les données d'entrée, puis fait des prédictions des valeurs de réponse pour un nouvel ensemble de données [37].

3.3.1.2. L'apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé, utilise des algorithmes d'apprentissage automatique pour analyser et regrouper des jeux de données non étiquetés. Ces algorithmes découvrent des modèles cachés ou des groupements de données sans nécessiter d'intervention humaine. Sa capacité à découvrir les similitudes et les différences d'informations ont fait la solution idéale pour l'analyse des données, l'exploration des données, les stratégies de vente croisée, la segmentation de la clientèle et la reconnaissance d'images [38].

3.3.1.3. Algorithmes de classification :

a. Algorithmes de KNN (k nearest Neighbours):

L'algorithme des k plus proches voisins (KNN) est un classificateur d'apprentissage supervisé qui s'appuie sur la notion de proximité pour réaliser des classifications ou des prédictions sur le regroupement d'un point de données. Il s'agit de l'une des méthodes de classification et de régression les plus simples et les plus utilisées actuellement dans l'apprentissage machine.

Bien que l'algorithme k-NN puisse être utilisé à la fois pour des problèmes de régression et de classification, il est généralement employé comme algorithme de classification, en supposant que des points similaires se trouvent à proximité les uns des autres [39].

a.1.Fonctionnement :

Pour mieux comprendre le fonctionnement de l'algorithme KNN, nous pouvons le décomposer en étapes simples et claires, commençant par la réception des données et terminant par la détermination de la classe appropriée pour le nouveau point. Voici ces étapes en détail :

1. Sélectionnez le nombre K de voisins
2. Calculez la distance

3. Prenez les K voisins les plus proches selon la distance calculée.
4. Parmi ces K voisins, comptez le nombre de points appartenant à chaque catégorie.
5. Attribuez le nouveau point à la catégorie la plus présente parmis ces K voisins.

Test de similarité :

Pour tester la similarité entre deux vecteurs, une distance est utilisée. Elle permet de mesurer le degré de différence entre deux vecteurs. Il existe plusieurs types de distance parmi lesquels on trouve [40]:

La distance Euclidienne :

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(xi - yi)^2} \quad \text{.....3.1}$$

- x **et** y sont les **vecteurs à comparer**.
- xi **et** yi sont les **valeurs dans la dimension i.**
- n est le **nombre de dimensions** (ou **caractéristiques).**

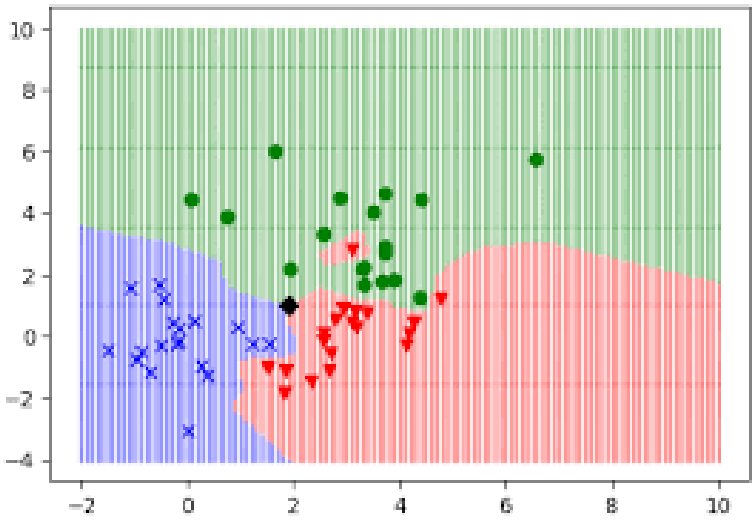

Figure 3.4 Classification par KNN [41]

a.2. Applications de k-NN :

L'algorithme k-NN est utilisé dans diverses applications, principalement dans le cadre de la classification. En voici quelques exemples :

- Prétraitement des données : les jeux de données contiennent souvent des valeurs manquantes, mais l'algorithme k-NN peut estimer ces valeurs via un processus appelé imputation des données manquantes.

- Moteurs de recommandation : le k-NN est utilisé dans les moteurs de recommandation pour proposer automatiquement des contenus supplémentaires aux utilisateurs en fonction des données de navigation, dans ce cas un utilisateur est assigné à un groupe spécifique, et reçoit des recommandations basées sur le comportement de ce groupe. Cependant, en raison des problèmes de mise à l'échelle, cette approche n'est pas toujours optimale pour les grands jeux de données.

- Finance : le k-NN est également utilisé dans divers cas d'utilisation en finance et en économie. Par exemple pour les prévisions boursières, les taux de change, les opérations à terme, et les analyses de blanchiment d'argent.

- Santé : le k-NN a des applications dans le domaine de la santé, notamment pour prédire les risques d'infarctus du myocarde ou de cancer de la prostate, en calculant les expressions génétiques les plus probables.

- Reconnaissance de formes: le k-NN est également utilisé dans la reconnaissance de motifs, notamment pour la classification de chiffres et de textes Il est particulièrement utile pour identifier des chiffres manuscrits sur des formulaires ou des enveloppes postales.

b. Algorithme de SVM (support vectors machines) :

Une machine à vecteurs de support (SVM) est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé qui classe les données en trouvant une ligne ou un hyperplan optimal qui maximise la distance entre chaque classe dans un espace N-dimensionnel [42].

Les SVM ont été développées dans les années 1990 par Vladimir N. Vapnik et ses collègues, et ils ont publié ce travail dans un article intitulé « Méthode des vecteurs

de support pour l'approximation de fonction, l'estimation de la régression et le traitement du signal »1 en 1995 [43].

Les SVM sont couramment utilisées dans les problèmes de classification. Elles distinguent deux classes en trouvant l'hyperplan optimal qui maximise la marge entre les points de données les plus proches des classes opposées. Le nombre de caractéristiques dans les données d'entrée détermine si l'hyperplan est une ligne dans un espace 2D ou un plan dans un espace n-dimensionnel. Étant donné que plusieurs hyperplans peuvent être trouvés pour différencier les classes, la maximisation de la marge entre les points permet à l'algorithme de trouver la meilleure limite de décision entre les classes. Cela lui permet à son tour de bien généraliser à de nouvelles données et de faire des prédictions de classification précises. Les lignes adjacentes à l'hyperplan optimal sont appelées vecteurs de support car ces vecteurs traversent les points de données qui déterminent la marge maximale [42].

b.1) Les types des SVM :

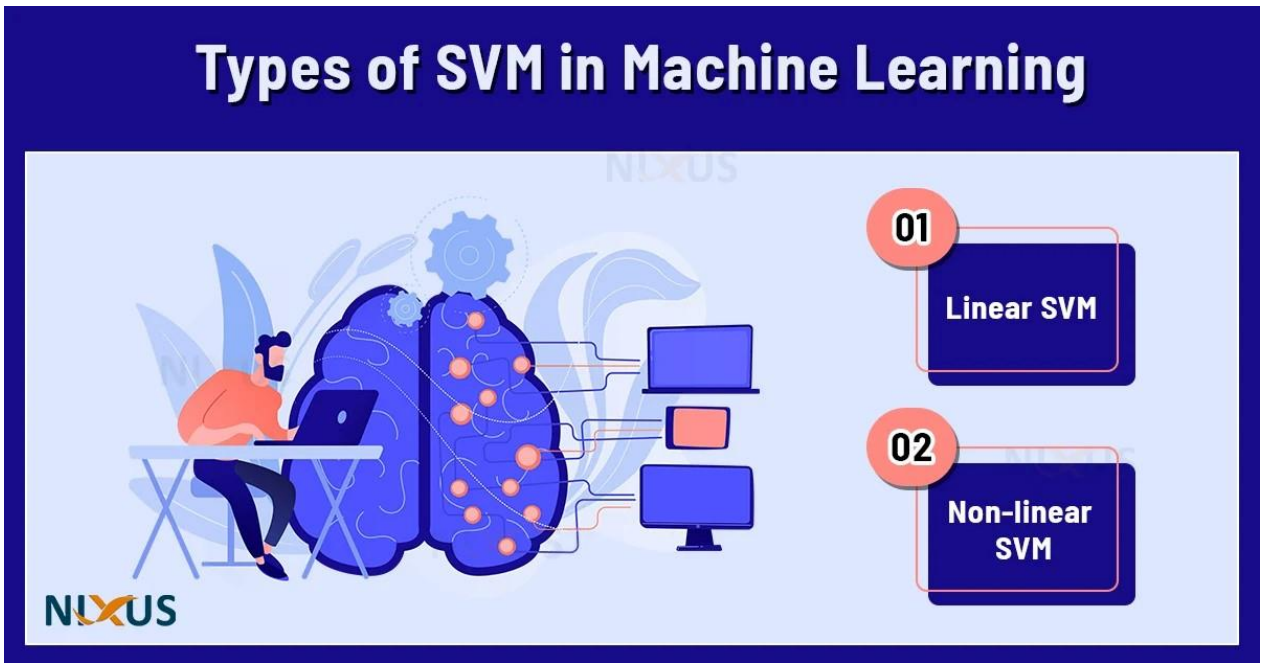

Figure 3.5 : les types de SVM [43]

b.2. SVM linéaire : cherche à trouver un hyperplan linéaire qui sépare les données en deux classes tout en maximisant la marge (la distance entre l'hyperplan et les points les plus proches de chaque classe, appelés vecteurs de support).

L'hyperplan est défini par l'équation :

$w \times x + b = 0$……3.2

- w : est le vecteur de poids,
- x : est le vecteur de caractéristiques,
- b : est le bias.

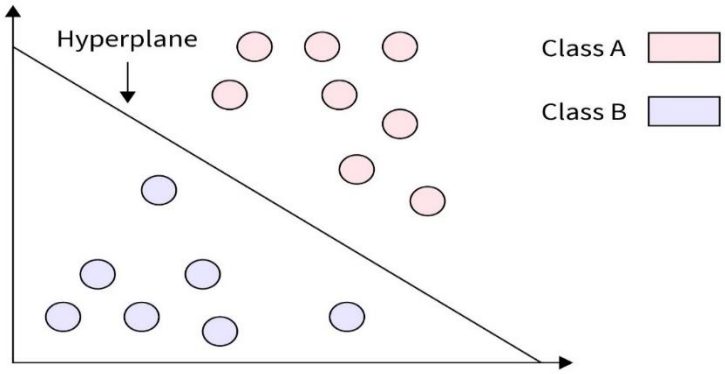

Figure 3.6 : Exemple d'un hyperplan séparateur [44]

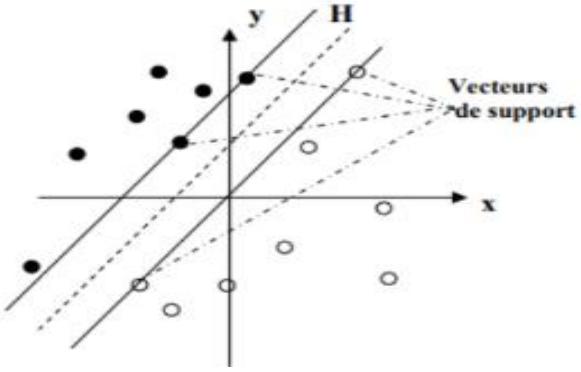

Figure 3.7 : Exemple de vecteurs de support.

Notions de base :

• **Hyperplan** : sépare les deux ensembles de points.

• **Vecteurs de support :** points les plus proches qui déterminent l'hyperplan.

• **Marge :** hyperplan dont la distance minimale aux exemples est maximale.

b.2. SVM non linéaire : SVM non linéaire est destiné aux données séparées de manière non linéaire, ce qui implique que si un ensemble de données ne peut pas être catégorisé à l'aide d'une ligne droite, il s'agit de données non linéaires, Pour cela, on utilise l'astuce du noyau, qui permet d'utiliser un classifieur linéaire pour résoudre un problème non linéaire. L'idée est de transformer l'espace de représentation des données d'entrée en un espace de plus grande dimension, dit « espace de re-description », à l'aide d'une fonction ϕ, d'où un classifieur linéaire peut être utilisé et obtient de bonnes performances. La transformation d'espace inverse ϕ-1, permet de retourner à l'espace d'origine après la résolution dans le nouvel espace. En effet, intuitivement, plus grande est la dimension de l'espace de re-description, plus élevée sera la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples [45].

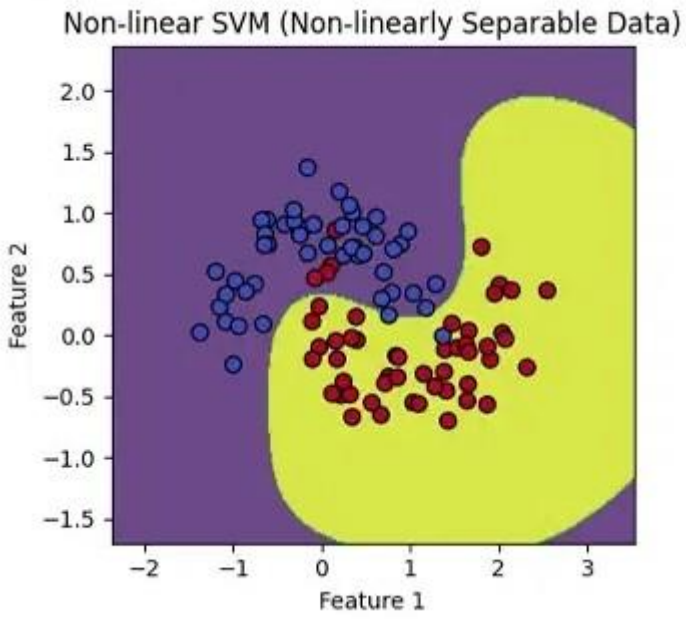

Figure 3.8 : Classifieur SVM (dans le cas non-linéaire) [46]

L'utilisation de l'astuce du noyau rend les SVM plus intéressants et surtout plus riches puisqu'on peut toujours chercher de nouveaux noyaux qui peuvent être mieux adaptés à la tâche qu'on veut accomplir. Les trois noyaux les plus utilisés sont : le noyau linéaire, le noyau polynomial et le noyau gaussien noté aussi RBF (Radial Basis Fonction).

Le noyau linéaire : est un simple produit scalaire : K (xi, xj) = ⟨xi, xj⟩ eq.....(3.3)

Le noyau polynomial : permet de représenter des frontières de décision par des polynômes de degré d :

$k(x_i, y_i) = (a * \langle x_i x_j \rangle + b)^d$.....(3.4)

Où :

- ⟨xi,xj⟩ = produit scalaire entre les vecteurs xi et xj.
- a = coefficient d'échelle (souvent a=1a=1).
- b = terme de biais (souvent b=1 ou b=0).
- d = degré du polynôme (contrôle la complexité de la frontière).

La dimension de l'espace transformé induit par un noyau polynomial est de l'ordre:

$\frac{(p+d)!}{p!d!}$.....3.5

Où :

p : est la dimension de l'espace de départ.

d : est le degré de noyaux polynomiale.

Le noyau gaussien ou RBF (Radial Basis Fonction) : qui a la forme suivante :

$k(xi, xj) = \exp\left(-\frac{\|xi-xj\|^2}{2\sigma^2}\right)$.....3.6

Le paramètre σ permet de régler la largeur de la gaussienne. En prenant un σ grand, la similarité d'un exemple par rapport à ceux qui l'entourent sera assez élevée, alors qu'on prenant un σ tendant vers 0, l'exemple ne sera similaire à aucun autre.

c. La méthode de Forêt d'arbres décisionnels (Random Forest-RF) :

La forêt d'arbres décisionnels est un algorithme de machine learning couramment utilisé, proposé par Leo Breiman et Adele Cutler [47], qui combine les résultats de plusieurs arbres de décision pour obtenir un résultat unique. Sa facilité d'utilisation et sa flexibilité ont favorisé son adoption, car il gère à la fois les problèmes de classification et de régression.

c.1.Fonctionnement :

La forêt d'arbres décisionnels, ou **Random Forest**, est un algorithme d'apprentissage automatique basé sur un ensemble d'arbres de décision, utilisé pour résoudre des problèmes de classification et de régression. Le fonctionnement commence par la construction de plusieurs arbres, chacun étant entraîné sur un échantillon aléatoire des données d'entraînement sélectionné avec remise, selon une méthode appelée **bootstrapping**. À chaque division dans un arbre, un sous-ensemble aléatoire de caractéristiques est choisi, ce qui réduit la similarité entre les arbres et renforce la diversité du modèle global. Environ un tiers des données ne sont pas utilisées dans l'entraînement de chaque arbre, et sont appelées **échantillons hors sac (OOB)** ; elles servent à évaluer les performances du modèle sans recourir à un jeu de test externe. Lors de la prédiction, l'approche varie selon le type de tâche : pour une classification, chaque arbre vote pour une classe, et la classe obtenant le plus de votes est choisie ; pour une régression, la prédiction finale est obtenue en calculant la moyenne des prédictions de tous les arbres. L'algorithme se distingue par sa robustesse face au surapprentissage, ainsi que par son efficacité sur des données de grande dimension, bien qu'il soit moins interprétable qu'un arbre unique et plus exigeant en mémoire [48].

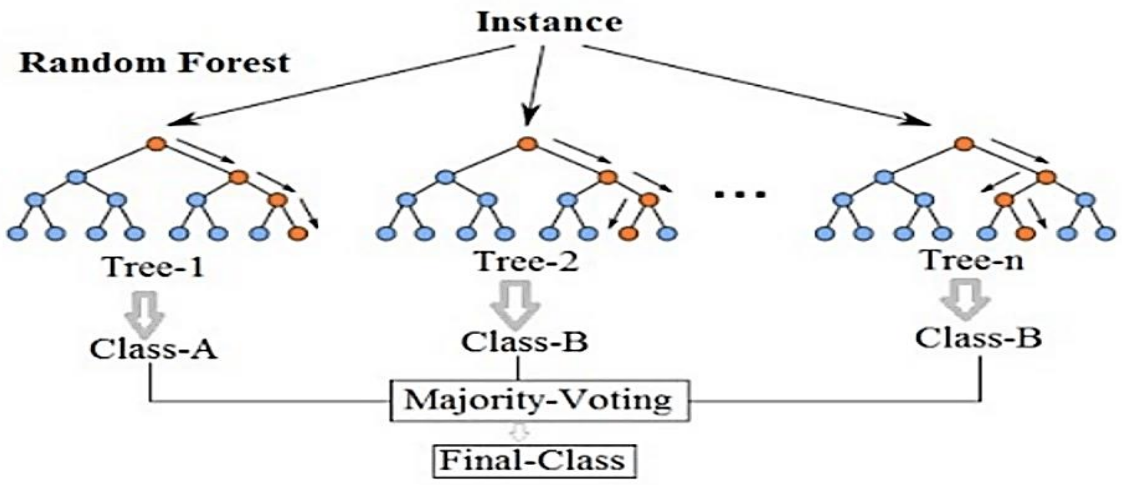

Figure 3.9 : fonctionnement d'une Forêt d'arbres décisionnels [49].

3.3.2. Méthodes d'apprentissage profond (Deep Learning, DL) :

C'est une technique qui reposant sur le modèle des réseaux neurones : des dizaines voire des centaines de couches de neurones sont empilées pour apporter une plus grande complexité à l'établissement des règles [50].

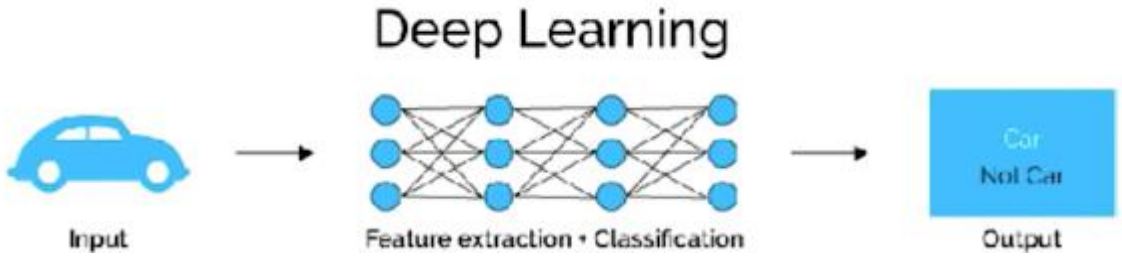

Figure 3.10 : Méthodes d'apprentissage profond [51]

3.3.2.1 Les réseaux de neurones artificiels :

A. Définition :

Un réseau de neurones est un modèle informatique dont la structure en couches est similaire à la structure en réseau des neurones du cerveau, avec des couches de nœuds connectés. Un réseau de neurones peut apprendre à partir des données; il peut ainsi être entraîné à reconnaître des actions, classer des données et prévoir des événements à venir.

Un réseau de neurones est structuré en couches hiérarchiques. Il peut être entraîné sur un grand nombre d'exemples afin d'apprendre à reconnaître des motifs, notamment dans la parole ou les images, à l'image du fonctionnement du cerveau humain. Son comportement dépend de l'organisation de ses unités (ou neurones) ainsi que de la force des connexions entre elles, représentée par des poids. Ces poids sont ajustés automatiquement au cours de l'entraînement, selon une règle d'apprentissage définie, jusqu'à ce que le réseau accomplisse correctement la tâche visée [52].

B. Les neurones formels :

Un neurone formel et une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend des paramètre appelés poids. Les variables utilisées dans cette fonction sont habituellement appelées « entrées » du neurone, et la valeur obtenue à partir de la fonction est appelée sa « sortie ». On peut représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la figure 3.9.

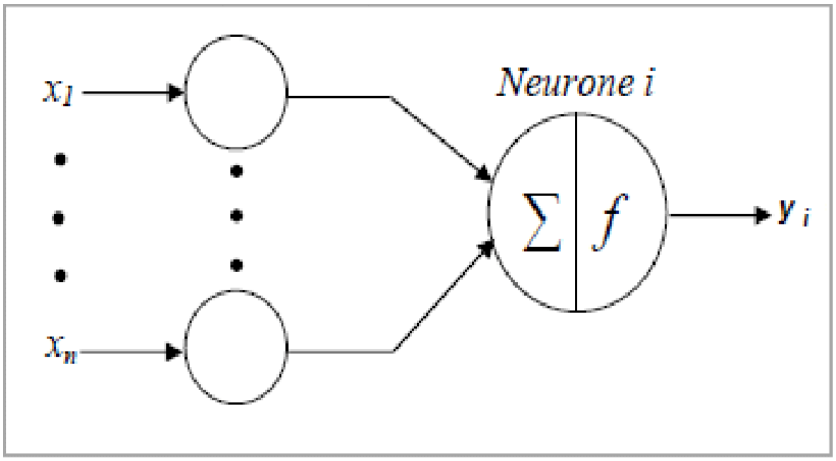

Figure 3.11 **:** Modèle d'un neurone artificiel [53].

Le modèle du neurone formel est proposé par W.M. Culloch et W. pitts en 1943, on trouve :

Les valeurs d'entrées sont nommées xi.

Les poids synaptiques du neurone j sont wij.

Ces poids pondèrent les entrées et peuvent être modifiés par apprentissage. Additionnellement :

Biais : permet d'ajouter de la flexibilité au réseau généralement +1 ou -1.

Noyau : intègre toutes les entrées et le biais et calcule la sortie du neurone selon une fonction d'activation.

Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie y du neurone. Les n entrées du neurone correspondent au vecteur=$[x_1, x_2, \ldots, x_n]^T$, alors que $w = [w_{11}, w_{21}, \ldots, wn_1]^T$ représente le vecteur des poids du neurone. La sortie de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante :

$S = \sum_{i=1}^{n} wi_1 x_1 \pm b$.....3.6

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées plus le biais b de neurone. Le résultat S de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation de neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif.

Les réseaux de neurones sont caractérisés par l'architecture (l'organisation de neurones), l'apprentissage, et par leur fonction d'activation.

C. Fonctions d'activation :

Différentes fonctions d'activation peuvent exister pour activer le neurone dont elles sont énumérées dans le tableau 3.1. Les fonctions les plus utilisés sont « seuil » (en anglais « hard limit »). « Linéaire » et « sigmoïde » [54].

Table 3.1: Différents fonctions d'activation

Nom de la fonction	Relation entrée/sortie	Icone
Seuil	y =0 si (s<0) y=1 si (s>0)	
Seuil symétrique	y=-1 si (s<0) y=1 si (s≥0)	
Linéaire	y=s	
Linéaire saturée	y=0 si (s≤0) y=s si (0≤s≤1) y=1 si (s>1)	
Linéaire saturée symétrique	Y=-1 si (s<-1) y=s si (-1≤s≤1) y=1 si s>1	
Linéaire positive (ReLU)	y=0 si (s≤0) y=s si (s≥0)	
Sigmoïde	$y=\frac{1}{1+e^{-s}}$	
Tangente hyperbolique (Tanh)	$y=\frac{e^{s}-e^{-s}}{e^{s}+e^{-s}}$	

D. Les types des couches d'un réseau de neurones :

Les combinaisons nœud/connexions sont réparties sur plusieurs couches :

• Couche d'entrée : celle qui reçoit les données.

• Couche cachée : une ou plusieurs couches intermédiaires de traitement des données.

• Couche de sortie : les informations issues du traitement par le réseau de neurones.

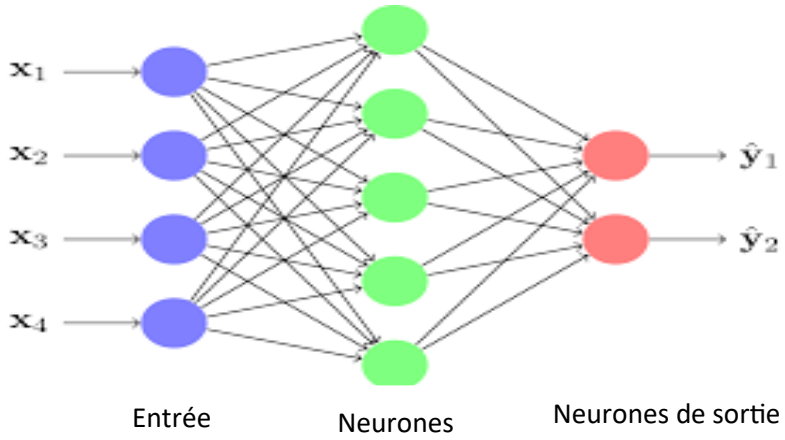

Figure 3.12: Schéma de types de couches d'un réseau de neurones [55].

3.3.2.2. Architecture des réseaux de neurones profonds :

Il existe un grand nombre d'architecture profondes. Nous allons détailler les réseaux de neurones convolutifs (CNNs), et les réseaux de Neurones Profond à Propagation en avant (DFNN).

A. Les réseaux de Neurones Profond à Propagation en avant (DFNN) :

Un réseau de neurones à propagation directe est l'un des types de réseaux de neurones artificiels les plus simples. Dans ce réseau, l'information circule dans une seule direction : vers l'avant, des nœuds d'entrée aux nœuds de sortie, en passant par les nœuds cachés (le cas échéant). Il ne comporte ni cycles ni boucles. Les réseaux de neurones à propagation directe ont été les premiers à être inventés et sont plus simples que leurs homologues, comme les réseaux de neurones récurrents et les réseaux de neurones convolutifs [56].

A.2. Fonctionnement des réseaux neuronal à propagation directe :

Le fonctionnement d'un réseau de neurones à propagation directe comprend deux phases : la phase de propagation directe et la phase de rétropropagation [57].

A.2.1 Phase de propagation directe : Dans cette phase, les données d'entrée sont introduites dans le réseau et se propagent à travers celui-ci. À chaque couche cachée, la somme pondérée des entrées est calculée et transmise à une fonction d'activation, ce qui introduit une non-linéarité dans le modèle. Ce processus se

poursuit jusqu'à ce que la couche de sortie soit atteinte et qu'une prédiction soit effectuée.

A.2.2. Phase de rétropropagation : Une fois la prédiction effectuée, l'erreur (différence entre la sortie prédite et la sortie réelle) est calculée. Cette erreur est ensuite propagée à travers le réseau et les pondérations sont ajustées pour la minimiser. L'ajustement des pondérations s'effectue généralement à l'aide d'un algorithme d'optimisation par descente de gradient.

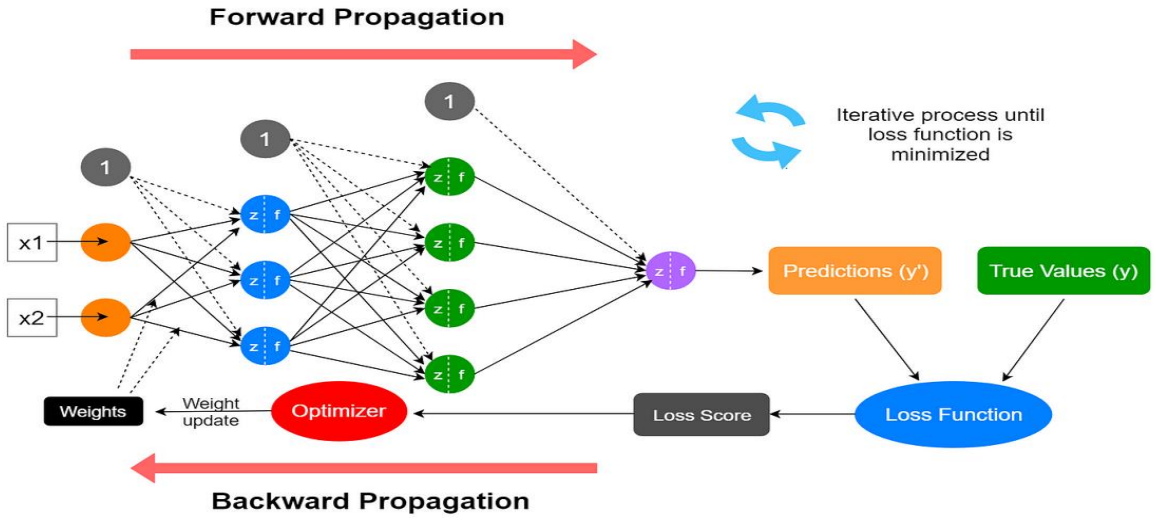

Figure 3.13: Le processus de formation d'un réseau neuronal utilisant la propagation vers l'avant et la rétropropagation.

Il est donc important de souligner que le terme « profond » dans l'expression apprentissage profond fait uniquement référence au nombre de couches dans un réseau neuronal. Un réseau DFNN comportant plus de trois couches, y compris la couche d'entrée et la couche de sortie, est généralement considéré comme un modèle d'apprentissage profond.

B. Les réseaux de neurones convolutifs (CNNs) :

Le réseau de neurones convolutifs, ou CNN pour faire court, est un type spécialisé de modèle de réseau de neurones conçu pour travailler avec des données d'images bidimensionnelles, bien qu'ils puissent être utilisés avec des données unidimensionnelles et tridimensionnelles. Ces réseaux sont capables d'apprendre à extraire des caractéristiques locales, c'est-à-dire des structures qui se répètent à travers l'image [58].

Au centre du réseau de neurones convolutifs se trouve la couche convolutionnelle qui donne son nom au réseau. Cette couche effectue une opération appelée « convolution ».

B.1. Comment fonctionnent les CNN ?

Un réseau neuronal convolutif peut disposer de dizaines, voire de centaines de couches qui apprennent chacune à détecter différentes caractéristiques d'une image. Des filtres sont appliqués à chaque image du jeu d'apprentissage avec différentes résolutions, puis la sortie de chaque image convoluée est utilisée comme entrée de la couche suivante. Au début, ces filtres peuvent concerner des caractéristiques très simples, comme la luminosité et les contours, puis se complexifier jusqu'à représenter des caractéristiques uniques propres à l'objet [58].

B.3. Les couches de CNN :

Un CNN comporte une couche d'entrée, une couche de sortie et de nombreuses couches intermédiaires cachées.

Ces couches effectuent des opérations pour modifier les données, afin d'en apprendre les caractéristiques spécifiques. Les trois couches les plus courantes sont : la convolution, l'activation (ou ReLU) et le pooling.

A. La couche de convolution :

Une convolution est une procédure ordonnée dans laquelle deux sources d'information sont entrelacées. Il s'agit d'une opération qui transforme une fonction en quelque chose d'autre. Les convolutions sont utilisées depuis longtemps, notamment dans le traitement des images pour les rendre floues ou plus nettes. Elles permettent également d'effectuer d'autres opérations (par exemple, pour rehausser les bords et les mettre en relief). Les CNN créent un modèle de connectivité locale entre les neurones des couches adjacentes [59].

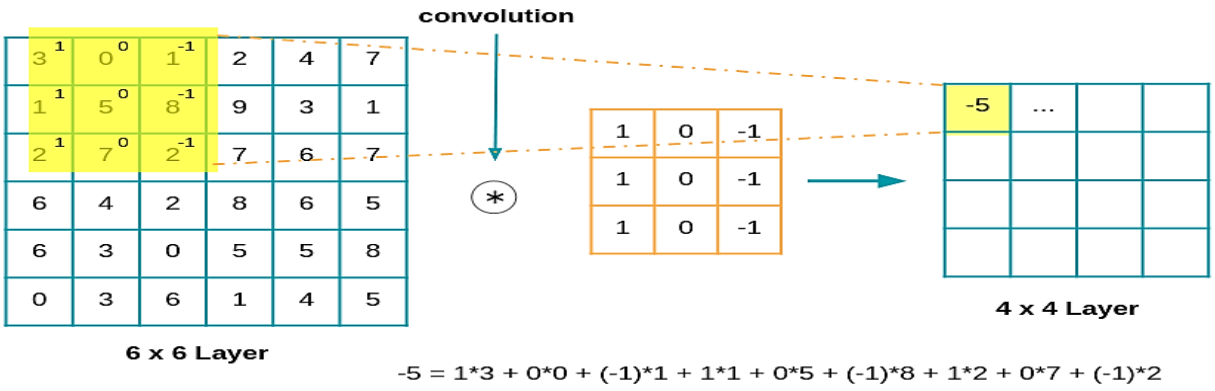

Figure 3.14: Example de la couche de convolution.

B. La couche ReLU (Rectified linear unit) :

L'une des fonctions d'activation les plus populaires et les plus utilisées est la ReLU (unité linéaire rectifiée). Comme d'autres fonctions d'activation, elle confère une non-linéarité au modèle afin d'améliorer les performances de calcul [60].

La fonction d'activation ReLU a la forme suivante :

$$f(x) = max(0, x) \quad \text{.....3.7}$$

La fonction ReLU produit le maximum entre son entrée et zéro, comme le montre le graphique. Pour les entrées positives, la sortie de la fonction est égale à l'entrée. Pour les sorties strictement négatives, la sortie de la fonction est égale à zéro.

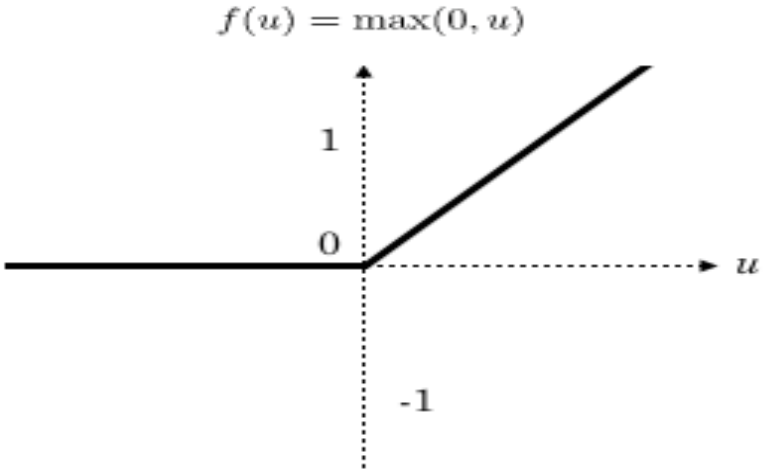

Figure 3.15: Fonction d'activation ReLU (Rectified Linear Unit).

C. La couche de pooling :

La couche de pooling (en anglais *pooling layer*) (POOL) est une opération de sous-échantillonnage typiquement appliquée après une couche convolutionnelle. En particulier, les types de pooling les plus populaires sont le max et l'average pooling, où les valeurs maximales et moyennes sont prises, respectivement [61].

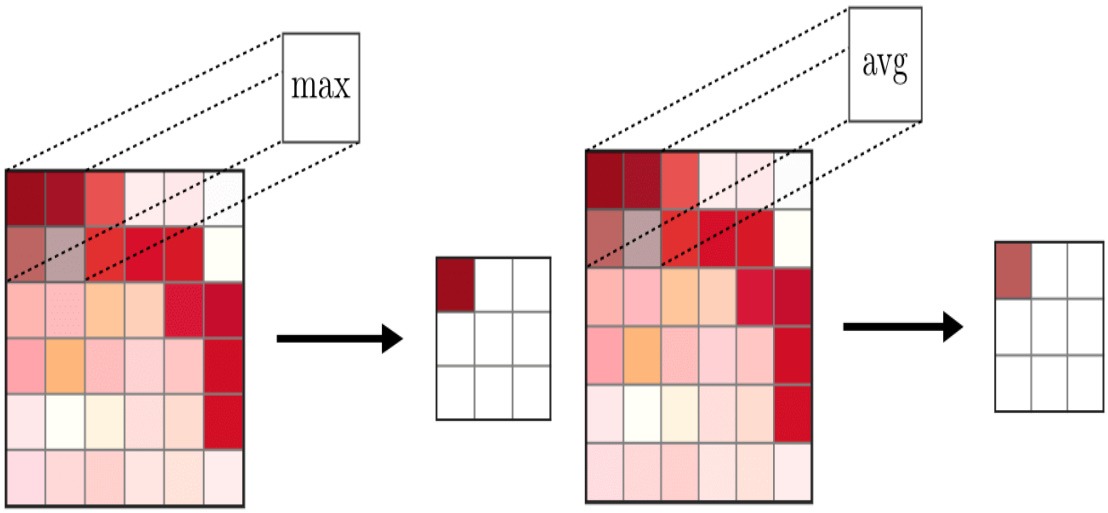

Figure 3.16: Max pooling et Average pooling.

Autres couches importantes dans un CNN :

- **Couche entièrement connectée (Fully Connected Layer) :** Située à la fin du réseau pour faire la classification ou la régression.
- **Couche d'abondon (Dropout Layer) :** Sert à régulariser le modèle en désactivant aléatoirement des neurones pendant l'entraînement pour réduire le surapprentissage.

3.4. Conclusion :

Ce chapitre présente quelques algorithmes de classification qui peuvent être appliquer dans le domaine de la classification des drones en utilisant des techniques d'apprentissage de machine et d'apprentissage profond, avec un accent particulier sur l'utilisation des réseaux de neurones convolutifs, ainsi que des algorithmes d'apprentissage automatique classiques tels que KNN, SVM et Random Forest, en plus des réseaux neuronaux profonds entièrement connectés (DFNN).

Les algorithmes classiques comme KNN, SVM et RF ont démontré leur efficacité dans le traitement de données structurées, se distinguant par leur simplicité et leur rapidité d'exécution. En revanche, les réseaux profonds tels que DFNN et CNN offrent une meilleure capacité d'apprentissage à partir de données non linéaires et complexes, ce qui améliore la précision des modèles dans divers scénarios d'utilisation.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter les résultats d'implémentation des algorithmes de classification classiques (KNN et Random Forest) et d'apprentissage profond (DFNN et CNN).

Chapitre 4 : Résultats et Discussions

4.1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous présentons en détail l'implémentation pratique de nos approches de détection de drones en utilisant des données de signaux RF, notamment la préparation des données, la construction et l'évaluation des modèles de classification.

4.2. Données et environnement de travail :

4.2.1. Base de données :

La base de données utilisée contient un ensemble de signaux RF des drones dans différents modes de fonctionnement ainsi que l'activité RF de fond sans drones. Les modes de fonctionnement de drones peuvent être éteintes, allumé et connecté, en vol stationnaire, en vol et en enregistrement vidéo. La base de données contient plus de 40 Go de données, avec 227 segments divisés en deux parties égales, totalisant 454 fichiers. Les données sont stockées au format CSV pour une utilisation facile, avec des métadonnées intégrées dans les noms de fichiers pour distinguer les modes de fonctionnement des drones.

Table 4.1 : Description de la base de données utilisée.

Niveau	Classe	Segments	Échantillons	Ratio (%)
Niveau 1	**Drone**	186	$3{,}720\times10^{6}$	81.94%
	Pas de Drone	41	820×10^{6}	18.06%
Niveau 2	**Bebop**	84	$1{,}680\times10^{6}$	37.00%
	AR	81	$1{,}620\times10^{6}$	35.68%
	Phantom	21	420×10^{6}	9.25%
	Pas de Drone	41	820×10^{6}	18.06%

Dans notre travail, nous avons utilisé des enregistrements de signaux radiofréquences (RF) émis par des drones de type "Drones AR". Ces enregistrements ont été utilisés comme données de base dans notre travail, où ils ont été analysés et traités afin d'extraire les caractéristiques importantes permettant de distinguer les signaux des drones de ceux d'autres sources.

Table 4.2 : Description de la base de données utilisée dans notre travail :

Niveau	Classe	Segments	Échantillons	Ratio (%)
Niveau 1	**AR**	81	$1{,}620\times10^{6}$	35.68%
	Pas de Drone	41	820×10^{6}	18.06%
Niveau 2	**AR mode 1**	21	420×10^{6}	9.25%
	AR mode 2	21	420×10^{6}	9.25%
	AR mode 3	21	420×10^{6}	9.25%
	AR mode 4	18	360×10^{6}	7.93%
	Pas de Drone	41	820×10^{6}	18.06%

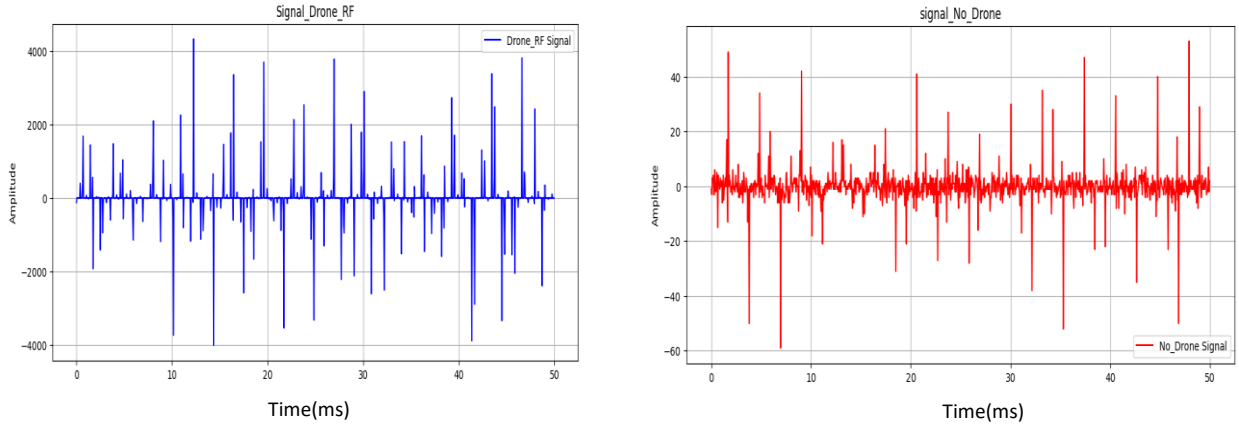

Figure 4.1 : Représentation visuelle de quelques signaux RF de drone et non drone de la base de données utilisée.

4.2.1.1 Les modes de vol :

- Mode 1 : Allumé et connecté au contrôleur.
- Mode 2 : Vol automatique sans intervention physique ni commandes du contrôleur, Voler à une altitude d'un mètre.
- Mode 3 : Vol sans enregistrement de vidéo. Notez que le drone ne doit heurter aucun obstacle lors de cette expérience afin d'éviter les signaux d'avertissement.
- Mode 4 : Vol avec enregistrement de vidéo.

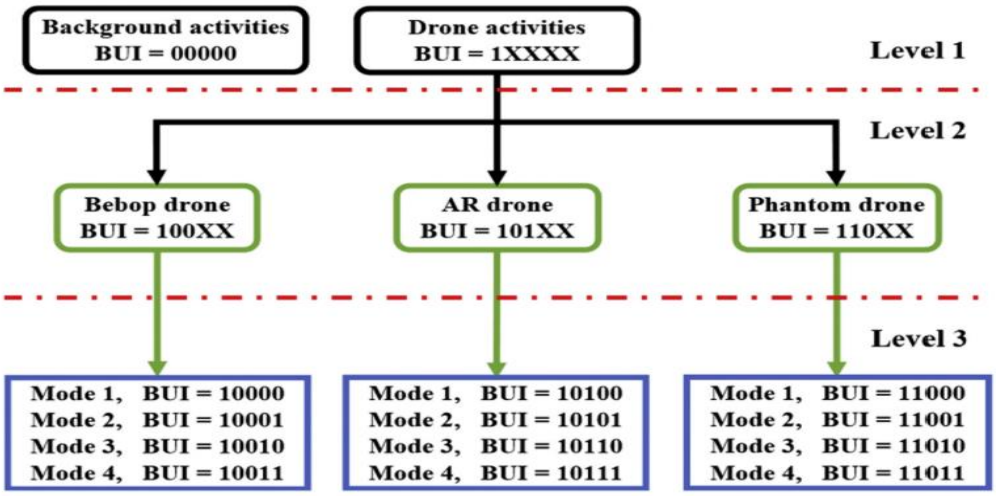

Figure 4.2 : Expériences visant à enregistrer les signatures RF des drones.[62]

4.2.2 Environnement de travail :

- **Google Colaboratory :**

  Google Colab ou Colaboratory est un service cloud, offert par Google (gratuit), basé sur Jupyter Notebook et destiné à la formation et à la recherche dans l'apprentissage automatique.

  Cette plateforme permet d'entraîner des modèles de Machine Learning directement dans le cloud. Sans donc avoir besoin d'installer quoi que ce soit sur notre ordinateur, à l'exception d'un navigateur.

4.2.3 Langage de programmation :

- **Python :**

  Python est un langage de programmation très répandu, utilisé dans des domaines variés comme le développement web, la création de logiciels, l'analyse de données ou encore l'apprentissage automatique. Sa popularité s'explique par sa simplicité d'apprentissage, son efficacité, ainsi que sa compatibilité avec de nombreux systèmes.

4.2.4 Bibliothèques utilisées :

- **Numpy :**

  NumPy (abréviation de Numerical Python) est une bibliothèque en langage Python destinée à manipuler des matrices ou tableaux multidimensionnels ainsi que des fonctions mathématiques opérant sur ces tableaux, et fournit des outils puissants pour les calculs mathématiques et scientifiques.

- **Scikit-learn :**

  Scikit-learn est une bibliothèque open source en Python dédiée à l'apprentissage automatique. Souvent abrégée en Sklearn, elle propose une large collection d'outils, d'algorithmes et de fonctionnalités qui simplifient la création de modèles de machine learning. Elle couvre les principaux domaines de l'apprentissage automatique tels que la classification, la régression, et le clustering, offrant ainsi des solutions efficaces pour diverses tâches d'analyse de données.

- **Scipy :**

  SciPy (abréviation de Scientific Python) est une bibliothèque open source en Python utilisée pour effectuer des calculs scientifiques et techniques avancés. Elle est construite sur la base de la bibliothèque NumPy et étend ses capacités pour inclure des fonctions plus sophistiquées.

  SciPy est utilisée dans plusieurs domaines tels que :

  - ✓ Algèbre linéaire (Linear Algebra).
  - ✓ Intégration numérique (Integration).
  - ✓ Résolution d'équations différentielles.
  - ✓ Statistiques et probabilités.
  - ✓ Analyse des signaux et des images.

- **Keras :**

  Keras est une bibliothèque open source écrite en Python pour l'apprentissage profond. Il s'agit en réalité d'une surcouche à TensorFlow, qui implémente les briques de base (opérations matricielles, couches, fonctions de transfert). TensorFlow gère notamment la possibilité d'exécuter un réseau de neurones sur le processeur (CPU) ou sur l'accélérateur graphique matériel (GPU).

La version de Python offerte par Google Colab est Python 3, intégrée dans un environnement basé sur Google Compute Engine avec la possibilité d'utiliser un GPU pour l'accélération des calculs. Comme l'indique l'image, cette configuration offre des ressources matérielles considérables :

- **RAM**: 12,67 Go (dont 1,21 Go utilisée)
- Espace disque : 112,64 Go (dont 37,47 Go utilisés)

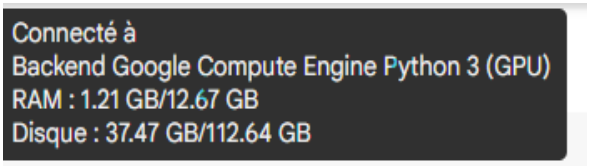

Figure 4.3 : Spécifications de l'environnement Google Colab (RAM, GPU et stockage)

4.2.5. Classification de drones par méthodes classiques (KNN, RF) :

Nous avons tout d'abord utilisé des classifieurs classiques, à savoir le K plus proche voisin (K-Nearest Neighbors, KNN) et les forêts aléatoires (Random Forest (RF)). Ces modèles ont été entraînés et évalués avec des paramètres spécifiques, et leurs performances ont été comparées à celles du modèle CNN 1D et DFNN.

Afin d'aboutir à une reconnaissance de drones à partir de signaux RF, nous parcourant les deux étapes suivantes :

a. Extraction des paramètres.
b. Classification.

4.2.5.1 Extraction des paramètres à partir des signaux RF :

Dans cette section on présente des visualisations pour les caractéristiques extraites à partir des signaux RF afin d'illustrer leurs distributions et leurs pertinences pour la classification des données. Nous avons utilisé le STFT, la FFT, et le PSD.

a. Extraction de STFT :

Le spectre que nous avons créé à partir des coefficients de la transformée de Fourier à court terme (STFT), présenté dans la (Figure 4.4), fournit une représentation visuelle des caractéristiques des segments de signaux RF enregistrés à partir d'un drone, montrant comment leurs fréquences évoluent au fil du temps.
L'axe horizontal (x) représente le temps en secondes, chaque point correspondant à un instant précis.
L'axe vertical (y) représente la fréquence en **MHz,** chaque point indiquant l'amplitude d'une fréquence à un moment donné.
Les couleurs illustrent l'intensité de la fréquence en décibels (dB) :

- Les couleurs claires indiquent une énergie ou une fréquence élevée.
- Les couleurs sombres signalent une faible énergie ou l'absence de fréquence.

Pour implémenter la STFT, nous avons :

- Calculer la FFT sur des blocs de **512 échantillons.**
- Un **pas de 1 échantillon** entre blocs successifs.
- Fenêtre par défaut est fenêtre de Hanning.

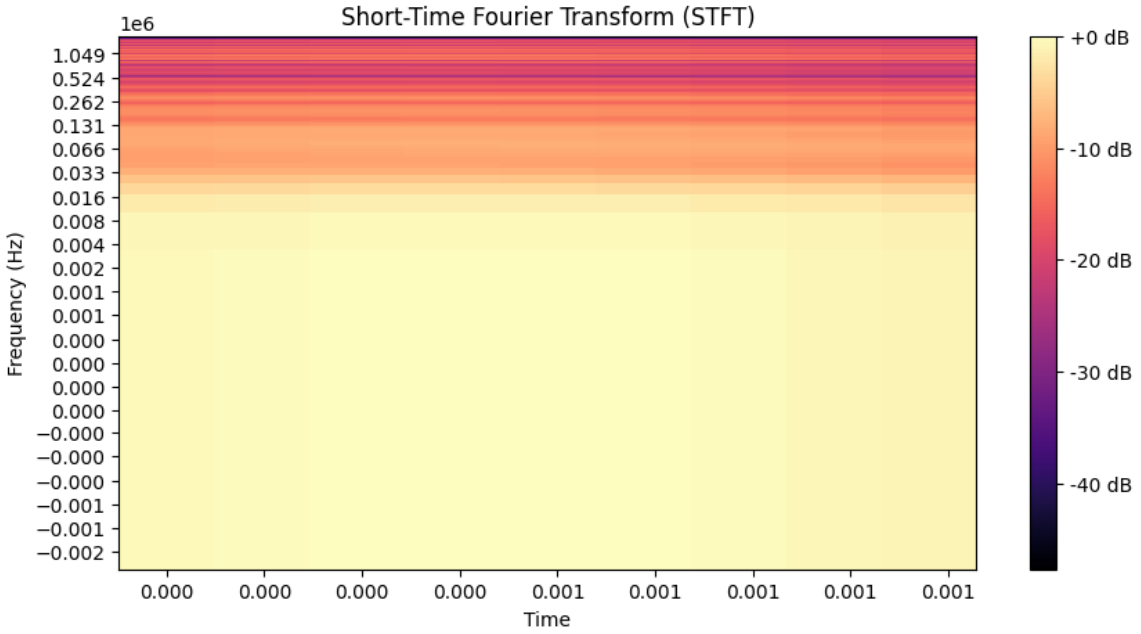

Figure 4.4 : Représentation visuelle des coefficients STFT pour non-drone.

On remarque sur la figure ci-dessus que la fréquence maximale se situe autour de 12 MHz, dans la bande comprise entre 0.008×10^6 Hz (8 MHz) et 0.016×10^6 Hz (16 MHz), où la couleur est la plus claire (jaune à blanc). Cette coloration intense indique une forte densité spectrale de puissance dans cette zone de fréquences. De plus, comme cette bande de fréquence reste constante dans le temps (elle ne change pas horizontalement sur le spectrogramme), cela montre que le signal est stationnaire, c'est-à-dire que ses composantes fréquentielles ne varient pas significativement au cours du temps.

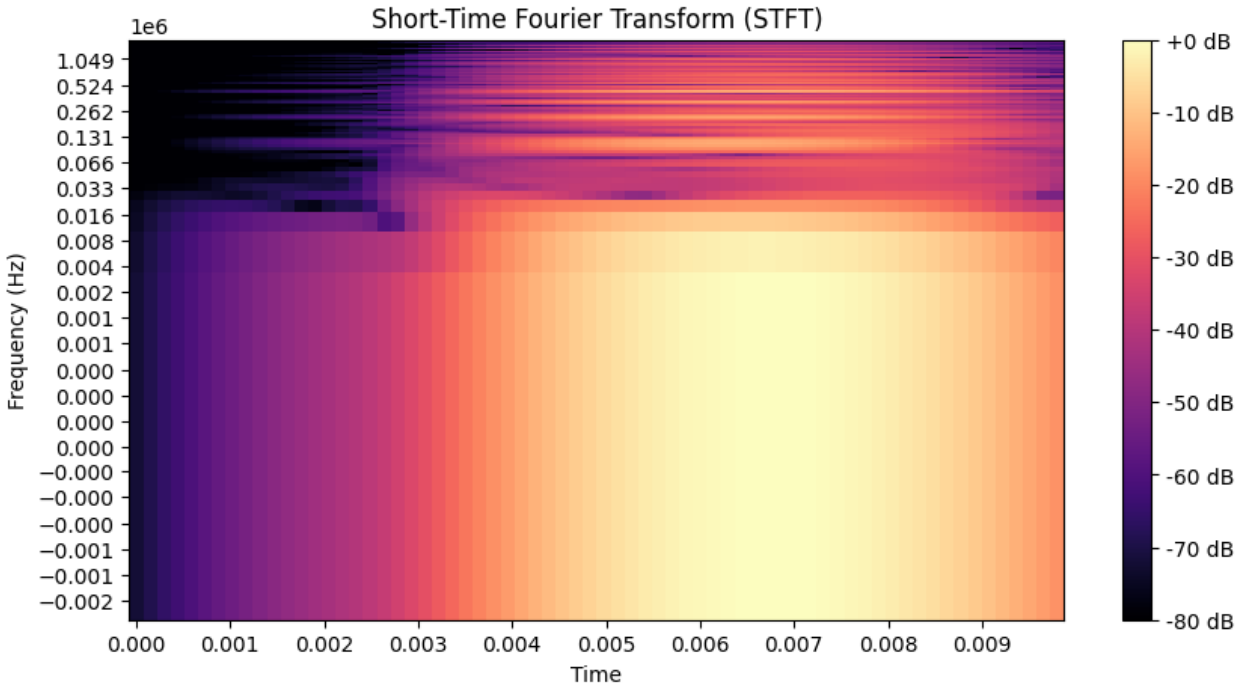

Figure 4.5 : Représentation visuelle des coefficients STFT pour drone.

Le spectrogramme ci-dessus montre que le signal RF émis par le drone est principalement **concentré dans la bande des basses fréquences** (jusqu'à 16 kHz), avec une énergie qui devient **forte et stable après 0.005 s.** Cela indique une émission **stationnaire**, qui peut être considérer comme un signal de commande de drone.

b. Visualisation de FFT :

Les images suivantes montrent des représentations du spectre de fréquences du signal RF de drone et non-drone.

-Axe horizontal (X) : la fréquence (en MHz), allant de 0 à 10 MHz.

-Axe vertical (Y) : l'amplitude, qui représente la puissance du signal à chaque fréquence.

(La figure 4.6) montre le spectre de fréquences du signal dans un environnement de drone. Ce qui est remarquable dans cette représentation est la présence d'un pic net et nettement élevé dans la gamme de fréquences de 3,4 MHz. Ceci permet d'identifier la présence d'un drone.

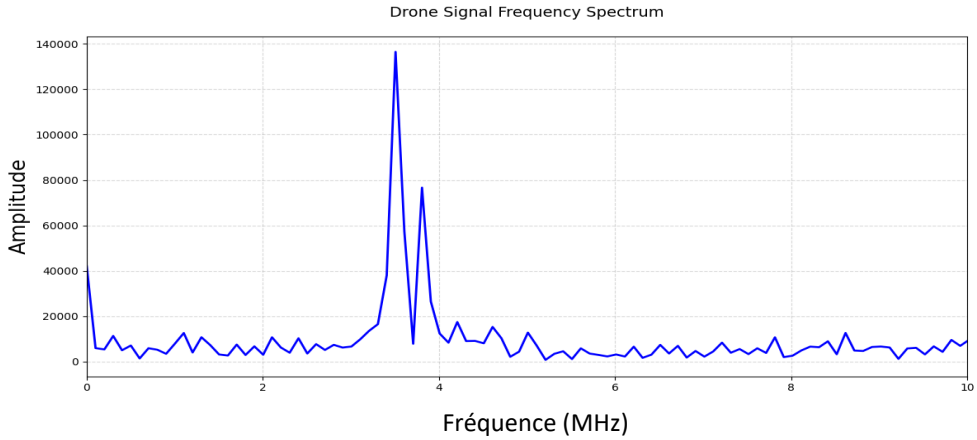

Figure 4.6 : Représentation visuelle du coefficient FFT pour drones.

Figure 4.7 montre le spectre de fréquence d'un signal capté dans un environnement dans lequel il ne se présente aucun drone. L'axe horizontal s'étend de 0 à 10 MHz, ce qui indique que le signal est analysé dans la bande radiofréquence (RF) et non dans la bande audio (20Hz à 20 kHz). L'observation la plus marquante dans ce graphique est la présence d'un pic net et intense à une fréquence avoisinant les 3,8 MHz, ce qui suggère l'existence des signaux constants tels que ceux émis par des dispositifs de transmission sans fil, les réseaux 5G ou d'autres sources industrielles. Le reste du spectre présente un niveau relativement faible, avec de légères fluctuations indiquant un bruit de fond limité, confirmant ainsi que l'environnement spectral est relativement propre en l'absence de drone. Ce spectre constitue une référence importante qui peut être comparée à celui enregistré en présence d'un drone, ce qui permettra de détecter et d'entraîner des classifieurs pour distinguer entre les fréquences ambiantes et celles générées par les drones.

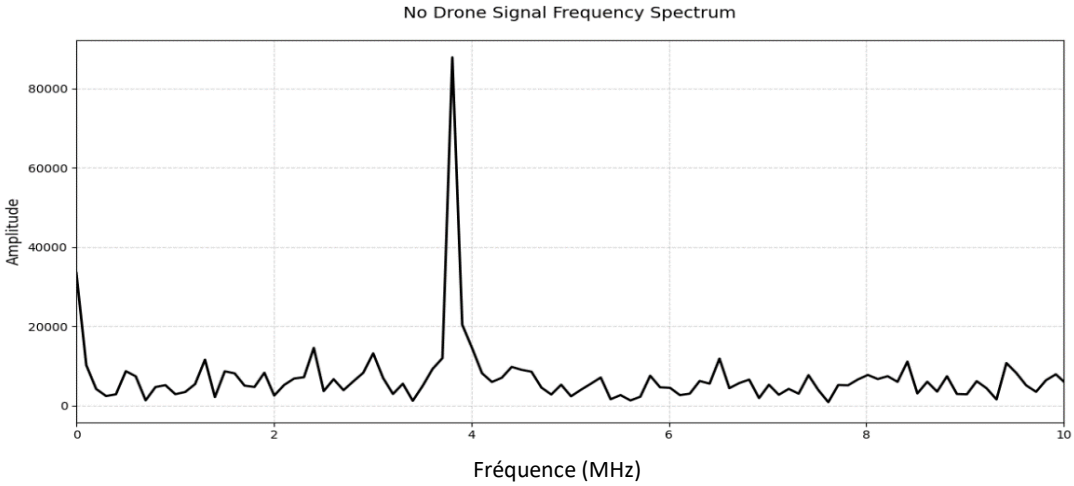

Figure 4.7 : Représentation visuelle du coefficient FFT pour non-drones.

C. Visualisation de PSD :

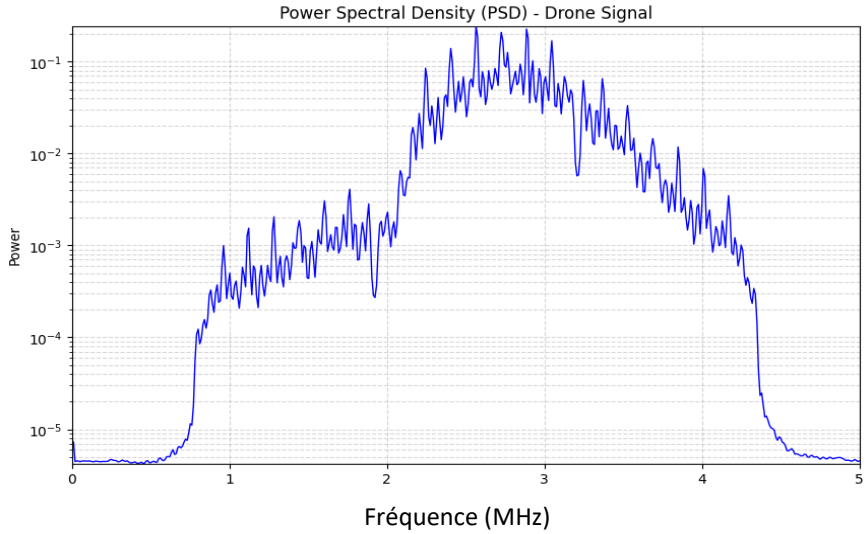

Figure 4.8 : Représentation visuelle du coefficient FFT pour drones.

On remarque sur la figure ci-dessus la présence d'un pic entre 2MHz et 3MHz, ce qui indique une émission active dans cette bande. L'absence d'autres composants puissants dans le spectre confirme que l'environnement est peu perturbé, ce qui facilite la détection et l'identification du signal du drone.
Le profil du PSD en cloche (convexe) peut être interpréter comme un canal de transmission RF d'où la bande utile est entre 1MHz à 4.5MHz

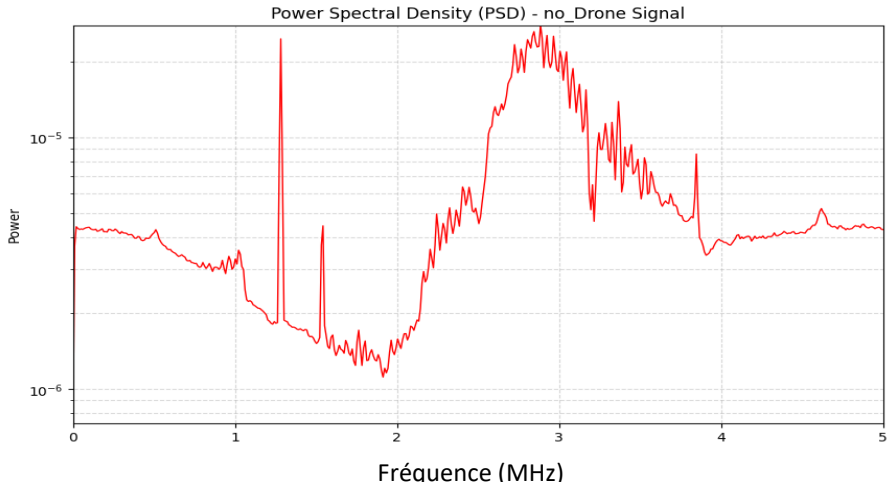

Figure 4.9 : Représentation visuelle du coefficient FFT pour non-drones.

Le signal sans drone ne montre aucune bande de puissance concentrée, ce qui est typique d'un bruit ambiant ou interférences.

Les pics étroits isolés peuvent être dus à des équipements émettant brièvement mais sans structure de drone.

4.2.5.2 Classification :

Nous présentons dans ce qui suit les résultats de la classification des signaux RF par KNN et RF.
L'ensemble de données contient des signaux provenant de deux classes différentes « yes drone » et « no drone ». Nous avons utilisé les algorithmes RF et KNN pour classifier les signaux dans leurs classes respectives.
80% de la totalité de base est réservé à la phase d'apprentissage et 20% pour le test. Les modèle KNN et RF sont évaluer en utilisant 5 plis de validation croisée.

4.2.5.2.1 Les Métriques utilisées :

Les métriques utilisées dans ce travail pour mesurer les performances des méthodes utilisées pour la détection des drones sont présentées ci-dessous :

Précision (accuracy) = $\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$ ..... (4.1)

Spécificité (precision) = $\frac{TN}{TN+FP}$ ..... (4.2)

F1-Score = $\frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall}$ ..... (4.3)

D'où les quantités TP, TN, FP, FN représentent respectivement : vrai positif (true positive), (Vrai négatif (True Negative), faux positif (False Positive), Faux négatif (False Negative) telqu'il est présenté dans la matrice de confusion suivante.

	POSITIVE	NEGATIVE
POSITIVE	TP	FN
NEGATIVE	FP	TN

Figure 4.10: Matrice de confusion

Avec : Rappel (Recall) = $\frac{TP}{TP+FN}$ .....(4.4)

4.2.5.3 Résultats de classification :

Le tableau suivant représente les résultats de classification de drones en mode 2 en utilisant le RF et le KNN et différentes combinaisons de paramètres en fonction de la précision.

Table 4.3 : Comparaison des Performances des Méthodes KNN et RF avec Différentes Caractéristiques Signaux RF.

Test	Paramètre	KNN	RF
1	STFT+FFT+PSD	0.94	0.95
2	STFT	0.88	0.89
3	FFT	0.89	0.90
4	PSD	0.92	0.93

Nous avons constaté que les meilleurs résultats sont obtenus en test 1 avec KNN et RF. En revanche, STFT et FFT affichent des performances inférieures à celles de PSD, qui a donné de bons résultats. Les figures suivantes représentent les matrices de confusion des meilleurs résultats obtenus avec KNN et RF (test 1).

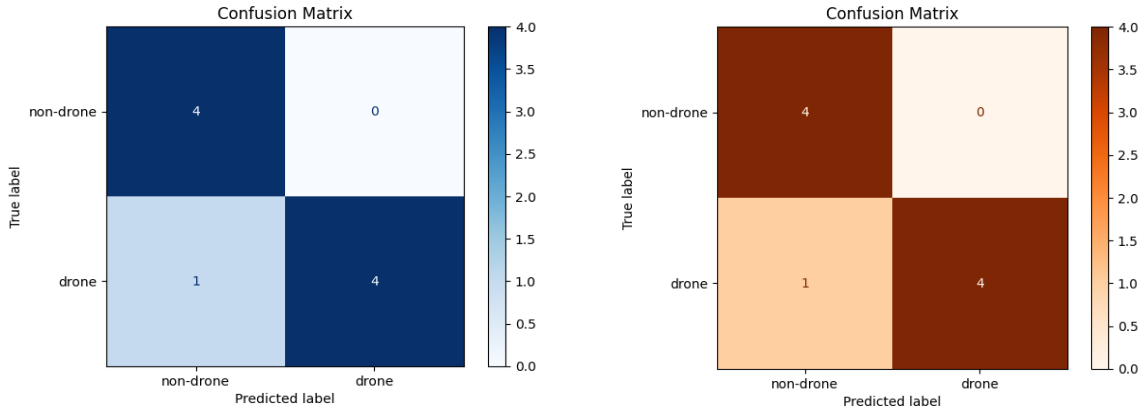

Figure 4.11 : Représentation des matrices de confusion pour KNN (bleu) et RF (orange)

Les matrices de confusion ci-dessus représentent les performances des deux modèles de classification utilisés pour détecter la présence de drones : le modèle RF (à droite en Oranges) et le modèle KNN (à gauche en bleu). Ces matrices permettent de présenter le nombre des classes "drone" (1) et "non-drone" (0) prédites et comparant les prédictions avec les valeurs réelles.

Tableau 4.4 : Comparaison des algorithmes de détection de drones en fonction des modes de vol.

Méthodes	KNN	RF
Mode 1	0.97	0.98
Mode 2	0.94	0.95
Mode 3	0.92	0.93
Mode 4	0.91	0.92

Le tableau 4.4 illustre les performances des deux modèles de classification, KNN et Random Forest, à travers quatre modes différents. On observe que la précision diminue progressivement du premier au quatrième mode pour les deux classifieurs. Dans tous les cas, le modèle Random Forest surpasse légèrement le KNN, ce qui reflète sa capacité supérieure à gérer des données complexes ou bruitées. Dans le premier mode qui correspond à Allumé et connecté au contrôleur, les deux classifieurs atteignent leur précision maximale (0,97 pour KNN et 0,98 pour RF), indiquant que les données sont séparables et faciles à classer. Dans les modes suivants, les performances diminuent graduellement, et l'écart entre les deux modèles devient plus apparent, notamment dans le troisième (Vol sans enregistrement de vidéo) et quatrième mode (Vol avec enregistrement de vidéo), où Random Forest maintient une précision plus élevée que KNN. En général, Random Forest est considéré comme le meilleur choix en termes de précision et de stabilité, surtout dans les conditions difficiles, tandis que KNN peut être utilisé dans des situations plus simples si les ressources de calcul sont limitées.

4.3. Classification des signaux RF par apprentissage profond (CNN 1D) :

Nous avons implémenté un modèle de réseau de neurones Convolutionnel 1D (CNN 1D) pour la classification des données de signaux RF. Le modèle CNN 1D proposé, illustré dans la (figure 4.11), a été construit à l'aide de plusieurs couches de convolution successives des, couches de pooling, suivies d'une couche de flatten et de couches entièrement connectées.

Plus précisément, le modèle comprend trois couches Conv1D avec un nombre croissant de filtres : 32, 64, puis 128. Ces couches permettent d'extraire progressivement des caractéristiques plus complexes du signal d'entrée. La sortie est ensuite aplatie à l'aide d'une couche Flatten, puis transmise à une couche dense de 128 neurones avant d'atteindre la couche de sortie composée d'un seul neurone, adaptée pour une classification binaire.

Le modèle a été compilé avec l'optimiseur Adam et la fonction de perte binary_crossentropy. Après l'entraînement sur l'ensemble de données d'apprentissage, l'exactitude du modèle a été évaluée sur l'ensemble de test.

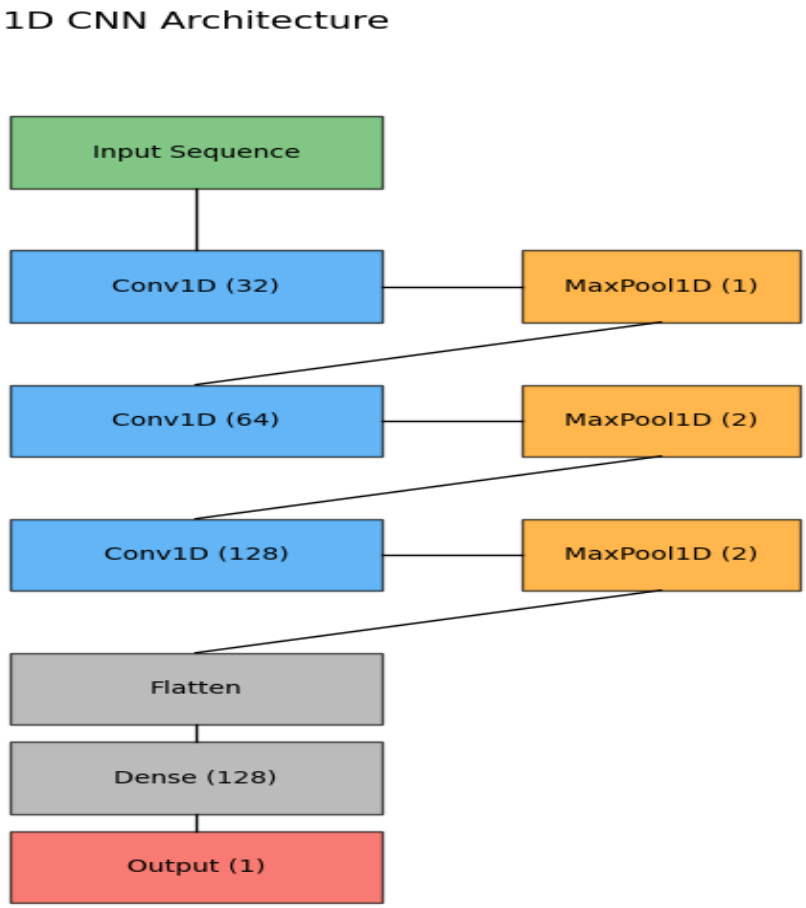

Figure 4.12 : Architecture de modèle CNN 1D proposée

```
Fold 1/10 - Training...
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 7ms/step - accuracy: 0.9600 - loss: 0.1641
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 6ms/step
Fold 1 Accuracy: 94.25%

Fold 2/10 - Training...
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 11ms/step - accuracy: 0.9600 - loss: 0.1632
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 9ms/step
Fold 2 Accuracy: 94.25%

Fold 3/10 - Training...
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 6ms/step - accuracy: 0.9587 - loss: 0.1641
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 6ms/step
Fold 3 Accuracy: 93.75%

Fold 4/10 - Training...
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 7ms/step - accuracy: 0.9527 - loss: 0.1642
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 6ms/step
Fold 4 Accuracy: 94.00%

Fold 5/10 - Training...
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 6ms/step - accuracy: 0.9587 - loss: 0.1681
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 6ms/step
Fold 5 Accuracy: 93.75%

Fold 6/10 - Training...
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 8ms/step - accuracy: 0.9616 - loss: 0.1673
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 6ms/step
Fold 6 Accuracy: 94.25%

Fold 7/10 - Training...
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 8ms/step - accuracy: 0.9527 - loss: 0.1661
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 5ms/step
Fold 7 Accuracy: 94.00%

Fold 8/10 - Training...
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 7ms/step - accuracy: 0.9527 - loss: 0.1706
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 6ms/step
Fold 8 Accuracy: 94.00%

Fold 9/10 - Training...
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 12ms/step - accuracy: 0.9527 - loss: 0.1712
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 6ms/step
Fold 9 Accuracy: 94.00%

Fold 10/10 - Training...
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 10ms/step - accuracy: 0.9487 - loss: 0.1706
13/13 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 10ms/step
Fold 10 Accuracy: 93.75%

Final Cross-Validation Accuracy: 94.00% ± 0.19%
```

Figure 4.13 : les résultats de CNN 1D en fonction du Loss et taux de classification pour différents epochs.

Le modèle CNN1D proposé montre une excellente performance avec un taux de classification globale élevée (94.00%). La matrice de confusion correspondante est présentée dans la figure suivante.

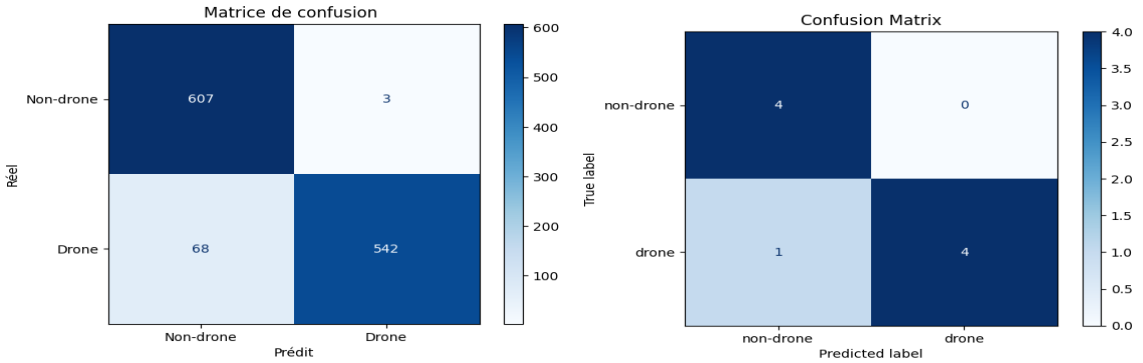

Figure 4.14 : Matrices de confusion de model CNN 1D

Cette matrice présente la prédiction du modèle CNN 1D des classes "drone" et "non-drone" à droite, et à gauche le nombre des segments de signaux RF bien classés et mal classés (compare les prédictions avec le cas réels).

Table 4.5 : Résultats de classification de drones par CNN1D

	Accuracy	Precision	F1-Score
CNN1D	94.00 %	97.70 %	93.10 %

4.4. Classification des signaux RF par apprentissage profond (DFNN) :

Nous avons implémenté un modèle de réseau de neurones profond entièrement connecté en avant (Deep Feedforward Neural Network – DFNN) pour la classification des signaux RF. Le modèle DFNN proposé, illustré dans la **Figure 4.14**, est composé de plusieurs couches entièrement connectées (Dense), chacune suivie d'une activation ReLU et d'une régularisation par Dropout afin d'améliorer la généralisation du modèle et de réduire le surapprentissage.

L'architecture du modèle est structurée comme suit :

- Une couche d'entrée recevant les caractéristiques extraites des signaux RF,
- Une première couche Dense de 256 neurones avec activation ReLU, suivie d'un Dropout,
- Une deuxième couche Dense de 128 neurones avec ReLU et Dropout,
- Une troisième couche Dense de 64 neurones, également avec ReLU et Dropout,
- Enfin, une couche de sortie adaptée à la tâche de classification binaire.

Le modèle a été compilé avec l'optimiseur Adam et la fonction de perte binary_crossentropy. Après entraînement sur l'ensemble des données d'apprentissage, l'exactitude du modèle a été évaluée sur l'ensemble de test pour mesurer ses performances.

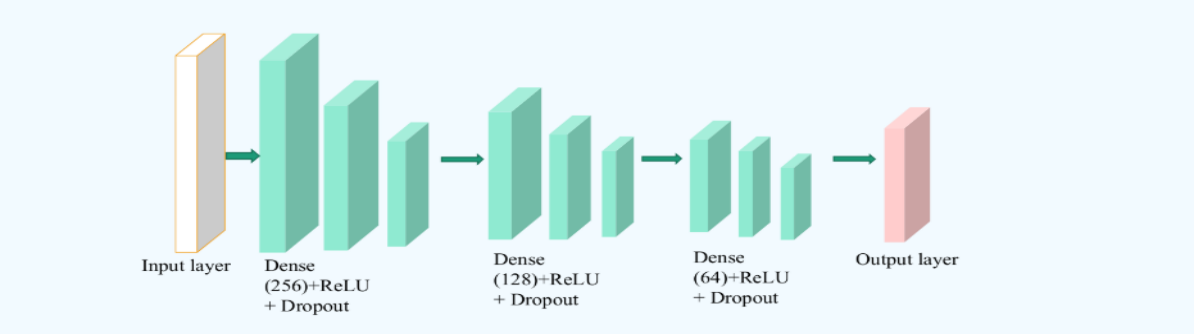

Figure 4.15 : Architecture de modèle DFNN proposée.

Fold 1/10 - Training...
Fold 1 Accuracy: 92.53%

Fold 2/10 - Training...
Fold 2 Accuracy: 92.95%

Fold 3/10 - Training...
Fold 3 Accuracy: 93.11%

Fold 4/10 - Training...
Fold 4 Accuracy: 93.27%

Fold 5/10 - Training...
Fold 5 Accuracy: 93.19%

Fold 6/10 - Training...
Fold 6 Accuracy: 93.03%

Fold 7/10 - Training...
Fold 7 Accuracy: 93.19%

Fold 8/10 - Training...
Fold 8 Accuracy: 93.19%

Fold 9/10 - Training...
Fold 9 Accuracy: 93.19%

Fold 10/10 - Training...
Fold 10 Accuracy: 93.19%

Final Cross-Validation Accuracy: 93.36% ± 0.20%

Figure 4.16 : les résultats de DFNN en fonction du Loss et taux de classification pour différents epochs.

Le modèle DFNN proposé montre une excellente performance avec un taux de classification globale élevée (93.36%). Les matrices de confusion correspondantes sont présentées dans les figures suivantes.

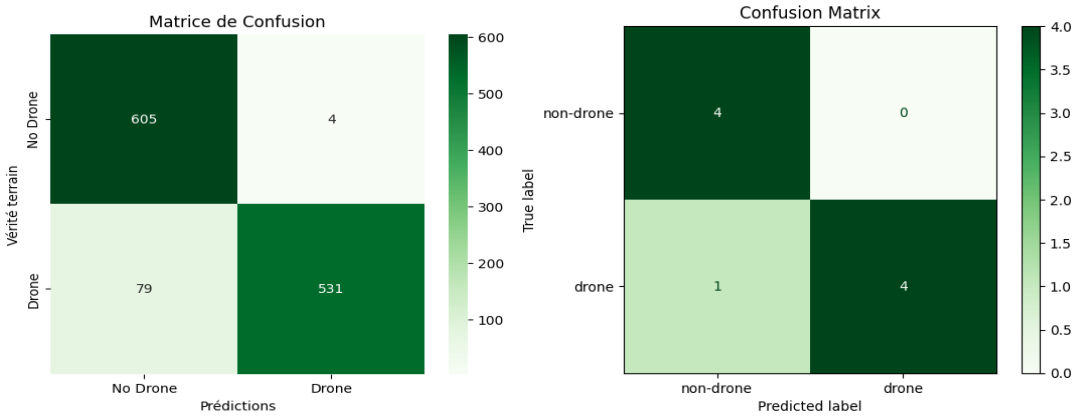

Figure 4.17 : la matrice de confusion de model DFNN.

Ces matrices présentent la prédiction du modèle DFNN des classes "drone" et "non-drone" à droite et segment de signaux à gauche (comparaison des prédictions avec le cas réels).

Table 4.6 : Résultats de classification de drones par DFNN

	Accuracy	Precision	F1-Score
DFNN	93.36 %	99.07 %	92.95 %

4.5. Comparaison des Performances des Méthodes CNN1D et DFNN avec Différentes modes de vol :

Table 4.7 : Résultats des différents modes de vol pour deux méthodes (CNN1D, DFNN)

Méthodes	**CNN1D**	**DFNN**
Mode 1	**99.00%**	**98.00%**
Mode 2	**94.00%**	**93.36%**
Mode 3	**93.02%**	**92.80%**
Mode 4	**91.10%**	**90.00%**

Les Résultats présente les performances de classification obtenues pour différents modes de vol à l'aide de deux modèles : CNN1D et DFNN. Il ressort clairement que le modèle CNN1D surpasse légèrement le modèle DFNN dans l'ensemble des modes testés. En effet, le Mode 1 affiche une précision remarquable de 99.00 % pour CNN1D contre 98.00 % pour DFNN. Cette tendance se confirme pour les autres modes, avec des performances toujours supérieures du côté de CNN1D, notamment 94.00 % contre 93.36 % pour le Mode 2, 93.02 % contre 92.80 % pour le Mode 3, et enfin 91.10 % contre 90.00 % pour le Mode 4.

Ces résultats indiquent que l'approche basée sur le CNN1D est plus performante pour distinguer les différents modes de vol, probablement grâce à sa capacité à extraire automatiquement les caractéristiques locales des signaux RF.

4.6. Visualisation des Résultats :

4.6.1 Analyse du Graphique de Précision :

Le graphique ci-dessous illustre l'évolution de la perte du modèle DFNN au cours des 100 époques d'apprentissage. Les courbes montrent la perte pour l'ensemble d'entraînement (en bleu) et l'ensemble de validation (en orange).

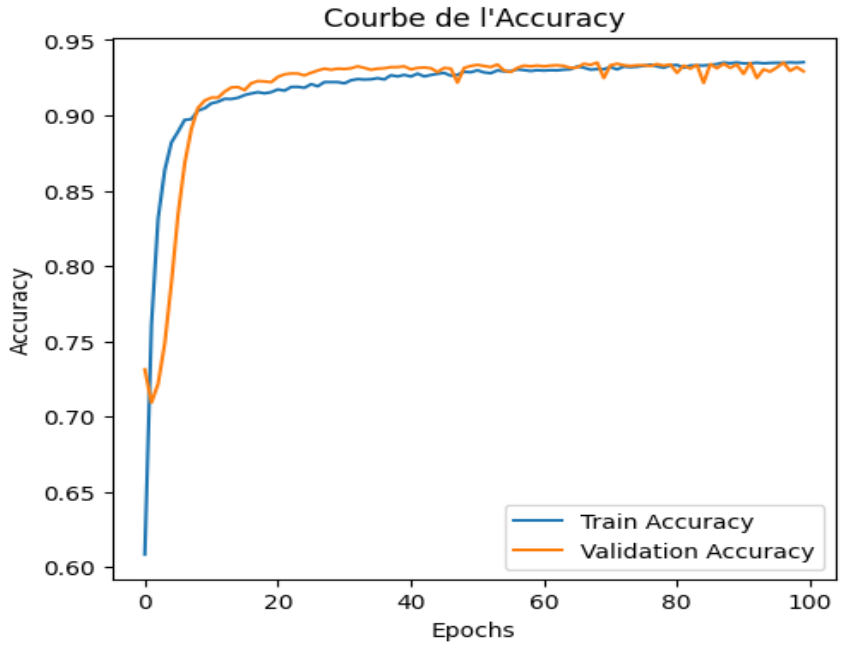

Figure 4.18: la courbe de précision (accuracy) de l'entraînement et de la validation du modèle au cours de 100 epochs

Les courbes de précision montrent une évolution favorable de l'apprentissage du modèle.

- **A. l'ensemble d'entraînement (courbe bleue) :** la précision commence autour de 0.65 et progresse de manière constante pour atteindre environ 0.95 à la 100^{e} époque, ce qui indique une montée en compétence régulière du modèle sur les données vues pendant l'apprentissage.
- **B. l'ensemble de validation (courbe orange) :** la précision suit une tendance globale similaire, bien qu'avec des fluctuations plus marquées. Elle atteint un maximum d'environ 0.90, suggérant que le modèle généralise assez bien aux données non vues, malgré quelques variations.

4.6.2 Analyse du Graphique de Perte :

Le figure ci-dessous illustre l'évolution de la perte du modèle DFNN au cours des 100 époques d'apprentissage. Les courbes montrent la perte pour l'ensemble d'entraînement (en bleu) et l'ensemble de validation (en orange).

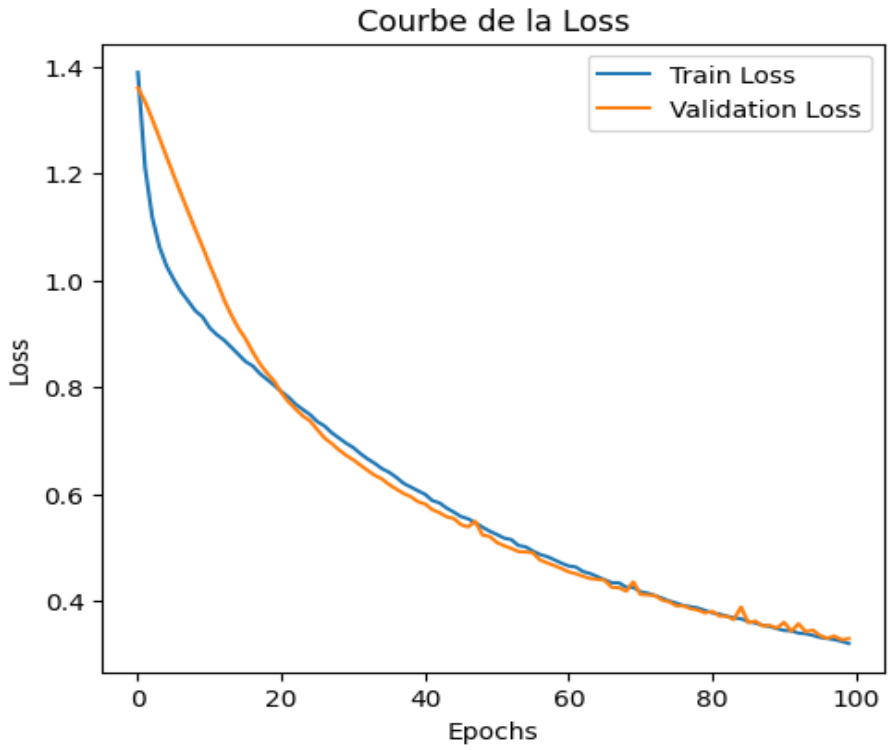

Figure 4.19 : la courbe de Loss de l'entraînement et de la validation du modèle au cours de 100 epochs.

-Les courbes de perte (Loss) :

- **La Train Loss (en bleu) :** diminue progressivement tout au long des époques, ce qui reflète une optimisation efficace de la fonction de coût pendant l'apprentissage.
- **La Validation Loss (en orange):** suit une tendance décroissante globale, mais présente plusieurs pics soudains, notamment vers la fin de l'entraînement. Cela peut être interprété comme un signe de surapprentissage léger (overfitting), où le modèle commence à mémoriser les données d'entraînement plutôt que de généraliser.

4.7 Comparaison des résultats obtenus en fonction des modes de vol

La figure ci-dessous récapitule les résultats obtenus dans ce travail pour la détection de la présence de drones en fonction de l'information sur l'activité de drone.

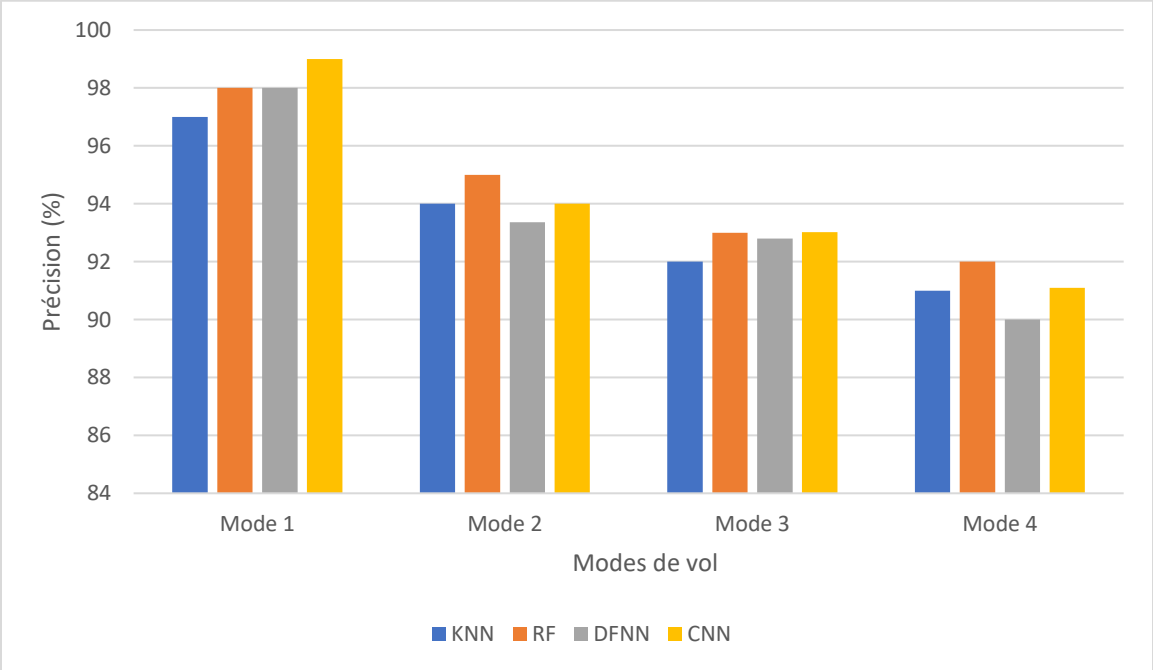

Figure 4.20. Résultats de détection des drones

D'après la figure ci-dessus, on peut conclure que le mode 1 qui correspond à un drone allumé et connecté au contrôleur, est le mode qui offre une détection plus précise du drone (99% par CNN). Un drone connecté au contrôleur même sans voler émet des signaux radio pour maintenir la connexion, de plus le drone stationnaire

avec une position qui ne se change pas rend la tâche de détection plus facile à cause de l'absence du bruit de moteurs qui peut masquer les signaux radio.

Pour le mode 2 le meilleur résultat de détection est obtenu par le classifieur RF (95%). Le drone dans ce cas vol sur une distance de 1m sans recevoir des commandes de la part du contrôleur mais restent toujours connecté.

En mode 3 dans lequel le drone vol sans enregistrer des vidéos le meilleur résultat est obtenu par CNN (93.02%) qui représente un résultat acceptable.

En mode 4 le drone vole et enregistre des vidéos ce qui peut être considéré comme un drone d'espionnage, le meilleur résultat de détection est obtenu par RF (92%).

4.8 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats obtenus pour la détection de la présence de drones en utilisant des algorithmes de classification classiques, basés sur l'extraction de caractéristiques, ainsi que des méthodes d'apprentissage profond (Deep Learning).

Dans un premier temps, nous avons présenté des données de signaux RF pour lesquelles nous avons extrait plusieurs paramètres tous liés à l'analyse fréquentiel des signaux RF (STFT, FFT, PSD). Ces caractéristiques ont ensuite été utilisées comme entrées pour les classifieurs KNN et Random Forest (RF). Les résultats ont montré que RF surpasse KNN en termes de performance.

Dans un second temps, nous avons exploité un modèle CNN1D pour la classification directe des signaux RF, sans étape d'extraction manuelle de caractéristiques. Les résultats obtenus ont montré une très bonne performance de ce modèle, capable de capturer efficacement les motifs temporels présents dans les signaux.

Finalement, nous avons remarqué qu'à mesure que l'activité du drone devient plus complexe, les performances de détection diminuent, mais restent acceptables.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Ce travail s'est focalisé sur la problématique de la détection des drones en exploitant des techniques d'intelligence artificielle. Nous avons mis en œuvre à la fois des méthodes classiques d'apprentissage automatique et des approches d'apprentissage profond, en utilisant une base de données composée de signaux radiofréquences (RF), afin de détecter la présence de drones avec précision.

Après une introduction générale sur les drones et les défis associés à leur identification, nous avons appliqué des algorithmes traditionnels tels que les k plus proches voisins (KNN) et la forêt aléatoire (Random Forest - RF). Ces modèles ont été entraînés en utilisant des caractéristiques extraites à partir des signaux RF, notamment la transformée de Fourier à court terme (STFT), la densité spectrale de puissance (PSD) et la transformée de Fourier rapide (FFT). Les résultats obtenus montrent une précision de 94 % avec KNN et de 95 % avec RF.

Pour la détection via l'apprentissage profond, nous avons employé des réseaux de neurones convolutifs (CNN). Un modèle 1D CNN conçu pour traiter les signaux RF a permis d'atteindre un taux de précision élevé de 94 %. Par ailleurs, un réseau de neurones à propagation avant profonde (DFNN) a également été évalué pour la classification des signaux RF, atteignant un taux de succès de 93,36 %.

Ces expérimentations mettent en évidence que les descripteurs basés sur la densité spectrale de puissance (PSD) fournissent de meilleures performances comparativement à d'autres caractéristiques telles que FFT et STFT. En outre, les méthodes d'apprentissage automatique classiques et profondes se révèlent toutes deux pertinentes pour la détection de drones, avec un avantage notable pour les solutions d'apprentissage profond en termes de robustesse et de fiabilité. Ces résultats encouragent fortement l'utilisation de ces techniques dans ce domaine.

Malgré ces avancées, plusieurs axes d'amélioration demeurent envisageables pour optimiser et diversifier les approches actuelles. Les perspectives futures pourraient conduire au développement de systèmes de détection plus performants, adaptatifs et applicables à un large éventail de scénarios.

Perspectives

Pour les travaux à venir, nous envisageons notamment :

- Le perfectionnement des architectures d'apprentissage profond en explorant des réseaux plus sophistiqués tels que les CNN profonds (Deep CNN) et en évaluant leur efficacité sur différentes représentations des signaux RF.
- L'intégration de nouvelles caractéristiques avancées, notamment des descripteurs temps-fréquence comme la transformée en ondelettes continues (CWT), afin d'améliorer la discrimination des signaux.
- La fusion multimodale, combinant les données RF avec celles issues d'autres capteurs (vidéo, infrarouge, lidar), pour renforcer la précision et la fiabilité des détections.
- L'optimisation des algorithmes pour une exécution en temps réel, en réduisant les temps de calcul tout en maintenant la qualité de détection.
- L'adaptation des modèles aux variations environnementales, en testant leur robustesse face au bruit électromagnétique, aux interférences RF, ainsi qu'aux conditions climatiques changeantes.
- La classification fine des différents types de drones, afin de distinguer plusieurs modèles en fonction des besoins applicatifs.
- Le renforcement de la sécurité des systèmes, notamment en développant des contre-mesures efficaces pour prévenir les attaques malveillantes et neutraliser les drones détectés

Bibliographie et Webographie

1- https://tpedrone.home.blog/la-naissance-du-drone/
2- https://www.futura-sciences.com/sciences/definitions/aeronautique-drone-6174/
3- Meskine Nadjet - Merabti Amira « Détection de la Présence de Drones par les Techniques d'Intelligence Artificielle » mémoire de Master, 2023-2024, Université Saïda.
4- https://www.it-matelec.fr/blog/principaux-composants-drone-capacites/
5- https://tikno.edutech.dz/products/chassis-drone-f330
6- http://blewando.fr/elv/Promo2020/th1/pag2.html
7- https://blog.studiosport.fr/top-3-radiocommandes-drone-racer/
8- OUACEL, Said. Conception et réalisation d'un drone quadri-rotor personnalisé. UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU , Memoire de master, 2022.
9- https://www.aeriallive.nl/fr/blog/comment-fonctionne-un-drone/
10- https://www.uasolutions.ch/fr/types-de-drones/
11- https://www.auav.com.au/articles/drone-types/#1
12- https://fr.satuav.com/vtol-fixed-wing-drone/fixed-wing-hybrid-vtol-drone.html
13- http://fr.lhtechuav.com/product/20kg-electric-vertical-lift-fixed-wing-vtol-drone
14- https://www.studioflytechnologie.fr/comment-fonctionne-un-drone/
15- L'UNIVERSIT, E. PAUL VERLAINE-METZ. Modélisation et commande de vol d'un hélicoptere drone soumisa une rafale de vent. 2008.
16- AMRANI MOHAMED, Ounissi Nasreddine. Etude et réalisation d'un drone quadrirotor.Memoir de master, université de Guelma. 2020.
17- https://aressecuritycorp.com/2024/11/01/drone-detection/
18- https://fr.wikipedia.org/wiki/Radar
19- https://fr.militarydrones.org.cn/c/drone-detection-radar_0079
20- https://www.areion24.news/2025/01/20/la-lutte-anti-drones-un-enjeu-desormais-strategique/3/
21- https://www.szmidjammer.com/fr/blog/uav-detection-methods/
22- https://fr.wikipedia.org/wiki/Wi-Fi
23- https://fr.wikipedia.org/wiki/Bluetooth
24- https://fr.wikipedia.org/wiki/ZigBee
25- https://www.studysmarter.fr/resumes/ingenierie/ingenierie-des-telecommunications/composants-rf/
26- https://www.szmidjammer.com/fr/product-category/anti-drone/drone-rf-detection/
27- https://fr.dedrone.com/products/drone-detection/rf-sensors/overview
28- https://github.com/FouedDrz/arduinoMFCC
29- https://fr.wikipedia.org/wiki/Transformation_de_Fourier_rapide
30- GUILHEM, Jean-Louis, REBEYROLE, Jean-Claude, et DE MONTPELLIER, Rectorat. La pratique de la transformée de Fourier rapide. *Bull. Un. Prof. Phys. Chim*, 2004, vol. 98, no 864, p. 721-734.
31- https://fr.wikipedia.org/wiki/Densit%C3%A9_spectrale_de_puissance
32-Claude Drouin, Intelligence-Artificielle, rapport.

32- https://www.zabala.fr/actualites/intelligence-artificielle-et-conseil/
33- https://fr.wikipedia.org/wiki/Intelligence_artificielle
34- https://www.alegria.group/blog/intelligence-artificielle-generative
35- https://datascientest.com/machine-learning-tout-savoir
36- https://ww2.mathworks.cn/help/stats/machine-learning-in-matlab.html
37- https://ww2.mathworks.cn/en/discovery/supervised-learning.html
38- https://www.ibm.com/fr-fr/topics/unsupervised-learning
39- https://www.ibm.com/fr-fr/topics/knn
40- GUERMEUR, Yann. *SVM multiclasses, théorie et applications*. 2007. Thèse de doctorat. Université Henri Poincaré-Nancy I.
41- https://sleek-think.ovh/index.php/cours/l3-maths-pour-l-info/27-classification-par-k-plus-proches-voisins
42- https://www.ibm.com/think/topics/support-vector-machine
43- https://www.jedha.co/formation-ia/algorithme-svm
44- https://www.scaler.com/topics/machine-learning/non-linear-svm/
45- CORTES, Corinna et VAPNIK, Vladimir. Support vector machine. *Machine learning*, 1995, vol. 20, no 3, p. 273-297.
46- https://www.geeksforgeeks.org/linear-vs-non-linear-classification-analyzing-differences-using-the-kernel-trick/
47- CUTLER, Adele, CUTLER, D. Richard, et STEVENS, John R. Random forests. *Ensemble machine learning: Methods and applications*, 2012, p. 157-175.
48- https://www.intelligence-artificielle-school.com/ecole/technologies/random-forest-en-machine-learning/
49- https://larevueia.fr/random-forest/
50- LECUN, Yann, BENGIO, Yoshua, et HINTON, Geoffrey. Deep learning. *nature*, 2015, vol. 521, no 7553, p. 436-444.
51- https://culturesciencesphysique.ens-lyon.fr/ressource/IA-apprentissage-Rousseau.xml
52- PARIZEAU, Marc. Réseaux de neurones. *GIF-21140 et GIF-64326*, 2004, vol. 124.
53- https://www.researchgate.net/figure/Schema-dun-neurone-formel_fig11_324312074
54- https://fr.wikipedia.org/wiki/Fonction_d%27activation
55- https://openclassrooms.com/fr/courses/5801891-initiez-vous-au-deep-learning/5814616-explorez-les-reseaux-de-neurones-en-couches
56- MSAAF, Mohammed et BELMAJDOUB, Fouad. L'application des réseaux de neurone de type «feedforward» dans le diagnostic statique. In : *Xème Conférence Internationale : Conception et Production Intégrées*. 2015.
57- https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/feed-forward-neural-network
58- *https://fr.mathworks.com/discovery/convolutional-neural-network.html*
59- *https://www.databricks.com/fr/glossary/convolutional-layer*
60- *https://www.datacamp.com/fr/blog/rectified-linear-unit-relu*
61- https://stanford.edu/~shervine/l/fr/teaching/cs-230/pense-bete-reseaux-neurones-convolutionnels
62- ALLAHHAM, MHD Saria, AL-SA'D, Mohammad F., AL-ALI, Abdulla, *et al.* DroneRF dataset: A dataset of drones for RF-based detection, classification and identification. *Data in brief*, 2019, vol. 26, p. 104313.