

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

LA REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la  
Recherche Scientifique



Université Saad Dahlab Blida 1

Institut d'Aéronautique et des Études  
Spatiales



Département Études Spatiales

Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme de

Master en Aéronautique

Option : Télécommunications Spatiale(s)

THEME

Détection par Estimation du Champ Acoustique d'un UAV

Proposé et dirigé par :

*Dr. CHEGGAGA Nawal*

*Mlle. SAADAOUI Fatima Z*

*Pr. Rahmouni med*

*Dr. Benkercha Rabeh*

Réalisé par :

*Mme. GASMI Manel*

*Professeur*

*MCA*

*Président*

*Examineur*

*Promotion : 2022 / 2023*

## Remerciement :

Au nom d'Allah le tout puissant, louange lui revient pour me donner la foi, la volonté, les moyens, le courage et surtout de me permis d'en arriver là.

J'exprime également ma gratitude à mes encadreurs Mme **CHEGGAGA NAWAL** et Mlle **SAADAoui Fatima Zahra** qui, par leurs encouragements renouvelés, leurs remarques pertinentes, leurs conseils, nous avons pu achever ce travail de recherche dans de meilleures conditions.

Je remercie également les membres du jury, qui ont accepté d'évaluer ce travail et à leur tête **Mr RAHMOUNI Med**, qui nous a fait l'honneur de présider le jury de ce mémoire.

Je remercie, également, l'enseignant qui a assuré notre formation tout au long de notre cursus universitaire **Mr BENKERCHA Rabeh**.

Enfin, je remercie, tous ceux qui de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail.



**Dédicace :**

Je dédie ce modeste travail à celle qui m'a donné la vie, tendresse, qui s'est sacrifiée pour notre bonheur et ma réussite, à ma mère

**SAIDANI NAIMA** que j'aime infiniment.

Notre père **HOCINE** qui m'ont appris à résister aux obstacles de la réussite et adhère à notre désir de réaliser notre rêve.

Je dédie ce travail à notre enfant **BELHADJ MIRANE** qui j'ai sacrifié de nombreux moments qui auraient pu nous rapprocher, de sorte que nous avons manqué de voir les choses qu'il a faites pour la première fois, et j'espère être un bon exemple dans sa vie.

A notre marré **BELHADJ MOHAMED SOHAIEB** pour ses sacrifices, sa présence et son encouragement.

Je tiens très respectueusement à dédier ce modeste travail aussi à mes frères **RIADH** et **TAYEB IYAD**.

Sans oublier ma fidèle amie **SAIDANI NADJELA** ainsi que sa famille.

A mes chères collègues de spécialité de Télécommunications Spatiales  
Master 02 promo 2022/2023.

## Résumé

L'UAV a initialement été introduit dans le domaine civil pour des applications professionnelles, mais il a rapidement été détourné à des fins dangereuses. Cela a entraîné des problèmes tels que l'intrusion dans la vie privée, la collecte d'informations et la destruction de sites critiques, perturbant ainsi le système de sécurité nationale. Pour faire face à ces défis, il est devenu essentiel de développer des systèmes de défense et de détection. Cependant, les techniques actuellement utilisées sont encore insuffisantes et limitées, étant donné la rapide évolution des technologies. Nous avons utilisé les logiciels Python et Audacity pour effectuer plusieurs analyses sur des enregistrements sonores drone et sons en provenant de l'ambiance acoustique de la CLA. Le détecteur de drone développé repose sur la décomposition du signal reçu en deux sons distincts : celui du moteur et des hélices. Cette méthode augmentée des capacités des réseaux de neurones CNN a permis la classification avec une précision de **99.97%** les différents types de sons émis par les drones.

**Mots clés:** Classification, Unmanned Aerial Vehicle (UAV), CNN, signal audio.

## Abstract

The UAV was initially introduced into the civilian sphere for professional applications, but it was quickly diverted for dangerous purposes. This has led to issues such as privacy intrusion, information harvesting, and the destruction of critical sites, thereby disrupting the national security system. To face these challenges, it has become essential to develop defense and detection systems. However, the techniques currently used are still insufficient and limited, given the rapid evolution of technologies. We used Python and Audacity software to perform several analyzes on drone sound recordings and sounds from the acoustic environment of the CLA. The developed drone detector is based on the breakdown of the received signal into two distinct sounds: that of the engine and the propellers. This method, augmented with the capabilities of CNN neural networks, allowed the classification with an accuracy of **99.97%** of the different types of sounds emitted by drones.

**Keywords:** Classification, unmanned aerial vehicle (UAV), CNN, audio signal.

## ملخص

تم تقديم الطائرة بدون طيار في البداية في المجال المدني للتطبيقات المهنية، ولكن سرعان ما تم تحويلها لأغراض خطيرة. وقد أدى ذلك إلى قضايا مثل التطفل على الخصوصية وجمع المعلومات وتدمير المواقع الحساسة، وبالتالي تعطيل نظام الأمن القومي. لمواجهة هذه التحديات، أصبح من الضروري تطوير أنظمة الدفاع والكشف. ومع ذلك، لا تزال التقنيات المستخدمة حاليًا غير كافية ومحدودة، نظرًا للتطور السريع للتقنيات. استخدمنا برنامج Python و Audacity لإجراء العديد من التحليلات على تسجيلات وأصوات الطائرات بدون طيار من البيئة الصوتية لـ CLA. يعتمد كاشف الطائرات بدون طيار على تقسيم الإشارة المستقبلية إلى صوتين مختلفين: صوت المحرك والمراوح. سمحت هذه الطريقة، المدعومة بإمكانيات شبكات CNN العصبية، بالتصنيف بدقة تصل إلى 99.97% من الأنواع المختلفة للأصوات المنبعثة من الطائرات بدون طيار.

**الكلمات المفتاحية:** تصنيف، مركبة جوية بدون طيار (UAV)، CNN، إشارة صوتية.

Remerciement.....	2
Dédicace.....	3
Résumé.....	4
Table des matières.....	5
Liste des figures.....	7
Liste des tableaux.....	8
Abréviations/Acronymes.....	9
<b>Introduction générale.....</b>	<b>11</b>
<b>Chapitre I: Etat de l’art</b>	
I.1. Introduction.....	15
I.2. Historique.....	15
I.2.1. Militaire .....	15
I.2.2. Civil .....	16
I.3. Les drones.....	19
I.3.1. Origine du mot .....	19
I.3.2. Définition .....	19
I.3.3. Caractéristique .....	20
I.3.4. Architecture d’un drone .....	20
I.3.5. Classification selon la taille de drone.....	24
I.3.6 Aspect dangereux des drones.....	25
I.4. Les détecteurs de drones.....	25
I.4.1. Les difficultés de détection.....	25
I.4.2. Les systèmes de défense.....	26
I.4.3. Les systèmes de détection existants.....	27
I.4.4. Les avantages et les inconvénients des systèmes de détection.....	29
I.5. Conclusion.....	31
<b>Chapitre II : les réseaux de neurones</b>	
II.1. Introduction.....	33
II.2. Structure de neurone.....	33
II.3. Méthode d’apprentissage et le critère d’arrêt.....	34
II.3.1. Les méthode d’apprentissage.....	34
II.3.2 le critère d’arrêt.....	35
II.4. validation de réseau de neurone.....	35

II.5. L'utilisation des réseaux de neurone pour la détection acoustique de drones.....	36
II.6. Le champ acoustique.....	37
II.6.1.L'utilisation de champ acoustique pour la détection de drone.....	38
II.7.Apprentissage supervisé.....	38
II.8. Conclusion .....	39

### **Chapitre III : Analyse du son de drone**

III.1. Introduction.....	42
III.2. Logiciel de programmation.....	42
III.3. La collection des sons.....	43
III.3.1. Les composantes fondamentales du son.....	43
III.3.2. Les éléments physiques de l'empreinte acoustique comprennent.....	43
III.3.3. Les seuils d'audition.....	44
III.3.4. La collecte des sons.....	44
III.4. La représentation des sons.....	46
III.4.1. La représentation temporelle.....	46
III.5. La représentation en 3D avec python.....	49
III.5.1.1 Le spectrogramme.....	49
III.5.1.2. Periodogramme.....	53
III.5.2. La représentation en 3D avec Audacity.....	54
III.5.2.1. Présentation de logiciel Audacity.....	54
III.5.2.2.Le spectrogramme par Audacity.....	55
III.6. Conclusion.....	56

### **Chapitre IV: Détection acoustique de drone**

IV.1. Introduction.....	58
IV.2. Algorithme de programme.....	58
IV.2.1.importation du data.....	60
IV.2.2.aprentissage.....	60
IV.3. Caractéristique de l'apprentissage.....	65
IV.4. La validation du programme.....	66
IV.7. Conclusion.....	69

<b>Conclusion générale.....</b>	<b>70</b>
---------------------------------	-----------

Références et bibliographiques.....	72
-------------------------------------	----

Annexes.....	75
--------------	----

## Liste des figures :

### Chapitre I:

<b>Figure I.1:</b> le châssis en X de drone .....	20
<b>Figure I.2:</b> le châssis en H de drone.....	20
<b>Figure I.3:</b> le moteur d'un drone .....	21
<b>Figure I.4:</b> Les contrôleurs d'un drone.....	21
<b>Figure I.5:</b> Les hélices d'un drone .....	22
<b>Figure I.6:</b> La batterie d'un drone .....	22
<b>Figure I.7:</b> La radio-commande d'un drone.....	23
<b>Figure I.8:</b> Le contrôleur de vol d'un drone.....	24
<b>Figure I.9 :</b> Photos réelles des derniers drones.....	26
<b>Figure I.10:</b> les systèmes de détection .....	27

### Chapitre II:

<b>Figure II.1 :</b> structure du neurone.....	34
--	----

### Chapitre III:

<b>Figure.III.1 :</b> Liste des sons collectés.....	45
<b>Figure.III.2 :</b> L'interface crée sur python pour lire les sons.....	45
<b>Figure.III.3 :</b> Résultats de visualisation des sons de drones dans le domaine temporel.....	47
<b>Figure.III.4 :</b> Résultats de visualisation des sons des animaux dans le domaine temporel....	48
<b>Figure.III.5 :</b> Résultats visualisation des sons de moteurs dans le domaine temporel.....	49
<b>Figure.III.6 :</b> Le spectrogramme de plusieurs sons avec python.....	50
<b>Figure.III.7 :</b> La relation entre le spectrogramme et le signal avec python.....	52
<b>Figure.III.8 :</b> Les spectrogrammes de différent son de drone avec python.....	53
<b>Figure.III.9 :</b> Le periodogramme d'un ensemble de drone.....	54
<b>Figure.III.10 :</b> La lecture multi-vue de spectrogramme avec Audacity.....	55

### Chapitre IV:

<b>Figure. IV.1</b> L'architecture du CNN.....	59
<b>Figure. IV.2 :</b> Les résultats d'apprentissage.....	66
<b>Figure. IV.3 :</b> Les résultats de validation du programme.....	69

### Liste des tableaux :

#### Chapitre I:

<b>Tableau.I.1</b> : Historique des drones.....	17
<b>Tableau.I.2</b> : Les avantages et les inconvénients des différents systèmes de détection.....	26



**Abréviations / Acronymes:**

**ADN:** Acide Désoxyribonucléique.

**ADSR :** Attaque Décroissance Sustain Relâchement.

**CLA:** Conditional Linear Analog (technologie de traitement du signal audio).

**CNN:** Convolutional Neural Network.

**CPU:** Central Processing Unit (Unité centrale de traitement).

**DAS :** Détection Acoustique Distribuées.

**DGAC :** Direction Générale de l'Aviation Civile.

**DJI:** Da-Jiang Innovations (marque de drones).

**ESC:** Electronique Speed Controller.

**FFT :** Fast Fourier Transform en français « Transformée de Fourier Rapide ».

**FIR:** Finite Impulse Response filter.

**FMCW:** Frequency-Modulated Continuous-Wave.

**FMS:** Flight Management System.

**FPV:** First Person View.

**GAN:** Generative Adversarial Network.

**GMR:** Giant Magneto-Resistive.

**GPS:** Global Policy and Strategy.

**GPU:** Graphics Processing Unit (Unité de traitement graphique).

**HD:** Haute Définition (High Definition).

**HPS:** Harmonic Product Spectrum.

**ICU:** Unité de soins intensifs (Intensive Care Unit).

**IMU:** Inertiel Measurement Unit.

**ISM:** Industrial, Scientific, and Medical (bande de fréquences).

**KV:** tours/volt.

**LOS:** Line Of Sight.

**LM** : Lumière Magenta.

**MDS**: Système de gestion des données (Metadata Services).

**MF**: Frequency Modulation.

**MP3**: MPEG Audio Layer III.

**OGG**: Ogg Vorbis.

**RADAR**: RAdio Detection And Ranging.

**Radio- ISM** : Les bandes (industriel, scientifique et médical).

**RF**: Radio Frequency.

**RII** : Filtre à Réponse Impulsionnelle Infinie.

**RNN**: Recurrent Neural Network.

**ROC**: Receiver Operating Characteristic.

**SPL**: Sound Pressure Level (niveau de pression acoustique).

**TDD**: Time-Division Duplex.

**TFCT** : Transformée de Fourier à Court Terme.

**TFD**: Transformée de Fourier discrète (Discrete Fourier Transform).

**TS** : Série Temporelle.

**TSF** : Transmission Sans Fil.

**UAV**: Unmanned Aerial Vehicle ou Uncrewed Aerial Vehicle.

**USA**: United States of America.

**WAV**: Waveform Audio File Format.

**3D** : Trois Dimension.

# INTRODUCTION GENERALE

### Introduction générale

La détection de drones est devenue un enjeu crucial dans de nombreux domaines, tels que la sécurité, la défense, l'application de la loi, et même la protection de la vie privée. Alors que les drones deviennent de plus en plus accessibles et abordables, leur utilisation illégale ou malveillante peut représenter une menace sérieuse pour la société. Ainsi, il est impératif de développer des méthodes efficaces pour détecter et contrer les drones non autorisés.

Parmi les différentes approches de détection de drones, l'utilisation des réseaux de neurones offre des perspectives prometteuses. Les réseaux de neurones sont des modèles d'apprentissage automatique qui peuvent apprendre à partir de grandes quantités de données et identifier des schémas complexes. Dans le contexte de la détection acoustique des drones, les réseaux de neurones peuvent être formés à reconnaître les caractéristiques sonores spécifiques des drones, ce qui permet de les distinguer des autres sources de bruit.

L'acoustique est un domaine particulièrement intéressant pour la détection des drones, car les drones émettent des sons distinctifs qui peuvent être captés et analysés. Les moteurs, les hélices, les systèmes de stabilisation et d'autres composants mécaniques génèrent des vibrations et des fréquences sonores caractéristiques. En utilisant des microphones ou des capteurs spécifiques, il est possible de collecter ces signaux acoustiques et de les traiter à l'aide de techniques basées sur les réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones permettent d'extraire des informations pertinentes à partir des signaux acoustiques capturés, en identifiant des motifs spécifiques associés aux drones. Ils peuvent apprendre à reconnaître les différences entre les sons émis par les drones et ceux produits par d'autres sources de bruit, tels que les véhicules, les animaux ou les humains.

Cette capacité à discriminer les drones des autres sources sonores constitue un avantage majeur pour la détection précise et fiable des drones.

En utilisant des réseaux de neurones pour la détection acoustique des drones, il devient possible de mettre en place des systèmes de surveillance automatisés, capables de détecter rapidement les drones indésirables et d'alerter les autorités compétentes. De plus, cette approche peut être intégrée à des systèmes de détection multi-capteurs, combinant des informations acoustiques avec d'autres données, telles que les images ou les données radar, pour améliorer la précision et la robustesse des systèmes de détection.

Dans cette optique, cette étude propose d'explorer les différentes techniques d'apprentissage automatique basées sur les réseaux de neurones pour la détection acoustique des drones. Nous examinerons les méthodes de collecte des données acoustiques, les architectures de réseaux de neurones les plus adaptées, les stratégies d'entraînement et d'évaluation, ainsi que les défis et les opportunités liés à cette approche. En combinant les connaissances en acoustique et en apprentissage automatique, nous visons à contribuer au développement de solutions innovantes pour la détection de drones basée sur les réseaux de neurones [15].

# CHAPITRE I : ETAT DE L'ART

## Chapitre I : Etat de l'art

### I.1. Introduction

Au fur et à mesure de l'augmentation d'obtention des drones, il s'est avéré nécessaire de mettre en place des structures pour détecter leur présence. Pour ce dernier, il est indispensable de connaître cet appareil et ses propres caractéristiques représentées dans ce chapitre.

### I.2. Historique

#### I.2.1. Militaire

L'origine du drone remonte à la Première Guerre Mondiale, durant laquelle il était développé pour les besoins de l'armée. Archibald Low, ingénieur et auteur anglais, développe, dès 1916, l'Aerial Target, un projet d'avion-cible sans pilote embarquant un gyroscope, commandé à distance au moyen des ondes de TSF en Grande Bretagne.

Dans la même période, en 1917 aux Etats Unis, les ingénieurs Elmer Ambrose Sperry, Lawrence Sperry et Peter Cooper imaginent un avion radiocommandé, le Hewitt-Sperry Automatic Airplane. Du côté français, le capitaine Max Boucher, grâce aux travaux préalables d'Octave Détable débutés en 1894, réussit à faire voler sans pilote à bord de l'appareil, un avion Voisin, le 2 juillet 1917 sur 1km [1].

Le 14 septembre 1918, Max Boucher, ayant amélioré son système, fait voler un avion Voisin BN3 pendant 51 minutes sur un parcours de 100km. Le 17 avril 1923, accompagné de l'ingénieur Maurice Percheron, il réussit à faire voler un véritable drone piloté via la TSF. L'avion radiocommandé est né. Mais la guerre est finie, et l'armée s'est désintéressée du projet.

Des prototypes d'avions-cibles autonomes furent ensuite construits dans les années 1934-1938 au Royaume-Uni et aux États-Unis d'Amérique où le Radio Plane OQ-2, qui était d'abord un jouet prenant la forme d'avion de taille réduite télé piloté, fut construit à plusieurs exemplaires avant de susciter l'intérêt de l'armée américaine [3].

En 1941, l'US Navy passa commande d'un nouveau modèle baptisé Target Drone Denny 1 (TDD-1), fabriqué à Los Angeles à plus de mille exemplaires [3].

L'armée allemande développa à partir de 1938 des recherches sur des vecteurs guidés à distance et prenant la forme de bombes planantes antinavires, de bombes antichar radioguidées et surtout de véhicules à chenilles filoguidés : en 1943 fut par exemple opérationnel le Goliath, d'après le prototype confisqué à Adolphe Kégresse [3].

Durant la Seconde Guerre Mondiale, dès 1944, les Allemands développèrent des applications plus belliqueuses avec la mise au point de missiles sol/air radio – commandés.

Toutes ces armes novatrices ne purent être fabriquées en grand nombre, mais les technologies furent utilisées pour le développement de nouvelles armes chez les Alliés après la défaite Nazi.

Dans les années 1990, la doctrine de la guerre « zéro mort » conduit à développer les projets de drones armés à travers le monde mais la toute première utilisation de ceux-ci a lieu durant la guerre Iran-Irak où l'Iran a déployé un drone armé de six RPG-7.

Plus tard, en 1991, lors de la guerre du Golfe, ils ont fait appel au drone (Pioneer) pour la surveillance jour/nuit, l'acquisition des objectifs, et les réglages de l'artillerie.

C'est encore un drone (Hunter) qui a successivement assuré la surveillance des Réunions du G8 à Evian en 2003, ainsi que les cérémonies de célébration du 60<sup>e</sup> anniversaire du débarquement allié en Normandie en 2004 [3].

Le Harfang, un système de drone destiné à équiper l'Armée de l'air française en remplacement du Hunter été mis en service en juin 2008.

La Turquie, elle-même en 2012, a développé un drone de combat TAI Anka d'altitude de croisière moyenne et de longue autonomie pour des missions de jour et de nuit, y compris dans des conditions météorologiques défavorables.

En France, JsB-drone a séduit de nombreux clients en 2015 pour la visualisation et la réalisation des vidéos des évènements.

DJI Phantom 3 été recommandé au Canada pour la prise de vidéos aériennes 4K facile en 2016 [3].

L'ICU R-500 est un drone pour réaliser des missions d'observation ou de surveillance par Image. Doté d'une longue autonomie de vol, d'un retour vidéo HD et ainsi s'affranchir d'un système de parachute et coupe-circuit, France 2017.

Splash Drone 3 Auto, un drone waterproof qui convient au risque inondation été utilisé pour les prises de vues faisait partie du programme d'actions Français en 2017-2018[2].

Le Sphyrna 55 été mis au service des scientifiques, pour une meilleure connaissance des océans par le Ministère de l'Environnement Italien en 2019[3].

## **I.2.2. Civil**

Le secteur de la défense constitue un vivier historique pour le développement de technologies de rupture qui sont par la suite réutilisées dans le domaine civil. Tel fut le schéma de développement du drone. Depuis plus de vingt ans maintenant, les drones ont été développés et utilisés dans un cadre militaire, pour des missions de surveillance et de renseignement.



Suivant l'exemple de nombreuses innovations majeures initialement militaires (le satellite, le moteur à réaction, le GPS, internet), la technologie des drones a été adaptée depuis quelques années au secteur civil. Le drone a fait son entrée dans le monde civil pour des applications professionnelles.

Ils ont commencé à être utilisés pour des applications civiles de surveillance dans les années 2000 (incendies, inondations, sécurité...), puis certaines applications privées ont commencé à voir le jour.

Les exemples d'utilisation civile sont plus rares. Nous pouvons toutefois citer :

- La surveillance urbaine en Afrique du sud.
- le traitement des cultures effectué au Japon par des drones hélicoptères télécommandés.
- Des essais de surveillance d'ouvrage d'art avec un drone à voilure tournante effectués par le Laboratoire Central des Ponts et Chaussées.
- A enrichir surtout avec les applications dangereuse et non désirées.

Nous pouvons résumer et améliorer toutes les dates passées dans le tableau ci-dessous :

**Tableau 1:** Historique des drones [4].

Drones	Date	Acteur principal	Evènement/Mission
Aerial Target	1916	Grande Bretagne	avion-cible sans pilote embarquant un gyroscope
Hewitt-Sperry	1917	USA	Bombe volante
avion Voisin	2 juillet 1917	France	fait voler un avion sans l'intervention de l'homme sur 1 km
avion Voisin BN3	14 septembre 1918	France	Amélioration du système de pilotage automatique et voler pendant 51 min sur un parcours de 100 km
DH.82 Queen Bee	1935	Royaume Uni	Version automatisée d'avion cible autonome du De Havilland DH.82 Moth
Aviations d'observation de chacun des antagonistes	la seconde guerre mondiale	Les forces alliées et les puissances de l'axe	engin d'observation militaire sans équipage

Target Drone Denny 1 (TDD1)	1941	USA	drones cibles d'entraînement anti-aérien très efficaces.
Goliath	1943	Allemagne	-vecteurs guidés à distance et prenant la forme de bombes planantes antinavires - de bombes antichars radioguidées.
Firebee	la guerre du Vietnam	USA	localiser les rampes de lancement des missiles sol-air soviétiques SAM-2 : 3500.
Nord-Aviation CT.20	1960	France	cible pour les avions de chasse et les missiles surface-air.
un grand nombre de drones bon marché	la guerre d'Octobre 1973	USA	sature les défenses aériennes le long du canal de Suez → détecté et leurré par les batteries Syriennes anti-aériennes.
Pioneer	la guerre du Golfe 1991	USA	- surveillance jour/nuit. -acquisition des objectifs. -réglages de l'artillerie.
Hunter	2003/2004	France (Evian/ Normandie)	Assurer la surveillance : -des Réunions du G8. - des cérémonies de célébration du 60 <sup>me</sup> Anniversaire du débarquement allié.
Harfang	Juin 2008	Union Européenne(ADS)	Equiper l'Armée de l'air française en remplacement du Hunter.
AR.Drone	Août 2010	France (Parrot SA)	Amélioration d'AR. Drone 2.0 concernant la stabilité.
TAI Anka	Juin 2012	Turquie	des missions de jour et de nuit et dans des conditions météorologiques défavorables.
Jsb-drone	2015	France	la visualisation et la réalisation des vidéos des évènements.

DJI Phantom 3	2016	Canada	la prise de vidéos aériennes 4K facile
L'ICU R-500	2017	France	réaliser des missions d'observation ou de surveillance par Image.
Splash Drone 3 Auto	2017-2018	France	drone waterproof qui convient au risque d'inondation pour les prises de vues.
Le Sphyrna 55	2019	Italie	Mis au service des scientifiques, pour une meilleure connaissance des océans

### I.3. Les drones

#### I.3.1. Origine du mot

Le nom drone vient de l'anglais faux-bourdon. En effet, en 1935, l'un des constructeurs de version automatisée d'avion, avait baptisé les avions cibles Queen Bee (reine des abeilles) mais leur vol les faisant plus ressembler à de faux bourdons (mâle de l'abeille), le mot drone fut choisi [4]. C'est la Navy qui démocratise ce mot en 1941 avec son avion cible Target Drone Denny 1.

#### I.3.2. Définition

Un drone ou *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV) est un aéronef sans passager ni pilote qui peut voler de façon autonome ou être contrôlé à distance depuis le sol. Le mot « drone » est une extrapolation d'un terme anglais qui signifie « faux-bourdon ». En français, le terme est employé pour désigner des véhicules aériens, terrestres, de surface ou sous-marins, alors que la classification anglo-saxonne distingue chaque type d'appareil.

La désignation de drone est très limitative puisqu'elle ne recouvre qu'un véhicule aérien. Le drone n'est en fait qu'un des éléments d'un système, conçu et déployé pour assurer une ou plusieurs missions. C'est la raison pour laquelle les spécialistes parlent de « systèmes de drones ».

Le principe des drones peut être rapproché, toutes proportions égales par ailleurs, de celui de l'aéromodélisme, selon lequel des petites maquettes sont pilotées par Télécommandes.

### I.3.3. Caractéristique

- Automatique : véhicules "sans équipage" (UAV).
- Autonomes : n'a pas besoin d'un pilote.

Selon ça on définit deux catégories de drone :

- ceux qui ont besoin d'un pilote au sol
- ceux qui sont complètement autonomes.

Pour cette deuxième catégorie, le drone possède une capacité de prise de décision opérationnelle pour réagir face à tout événement.

- Récupérable et réutilisable.

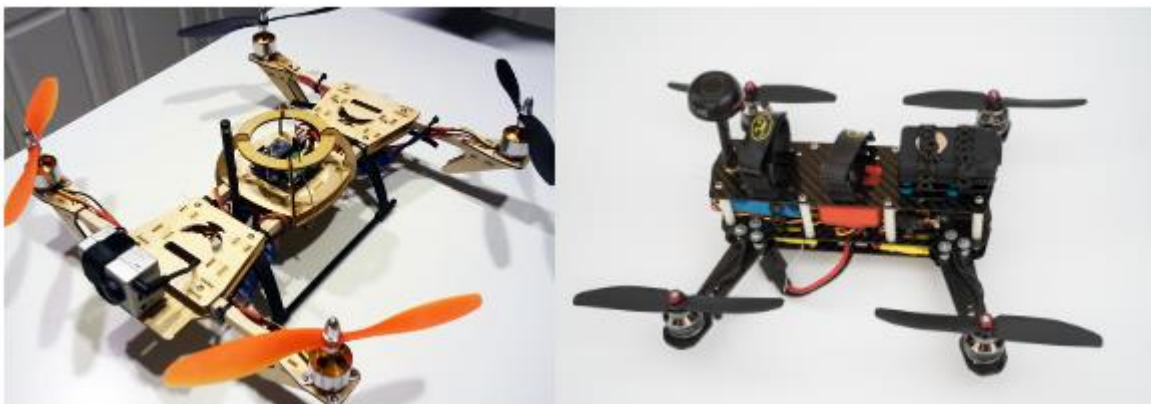
### I.3.4. Architecture d'un drone

#### Le châssis

Sur les quadricoptères, le châssis comporte 4 bras. Ils peuvent être en X ou en H.



**Figure I.1:** le châssis en X de drone [5].



**Figure I.2:** le châssis en H de drone [5].

## Les moteurs

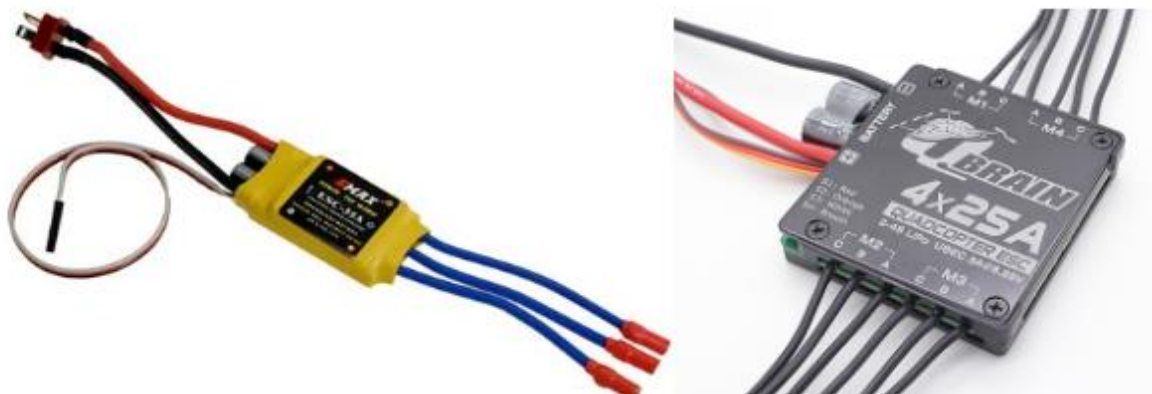
Quatre moteurs brushless sont nécessaires pour le quadrirotor. Ils en existent de différentes taille et puissance. Ils sont caractérisés par le diamètre de leur cage tournante et par le nombre de tours/volt ou KV. Un moteur ayant un KV de 1000 tr/V fonctionnera à 12000 tours/min s'il est alimenté en 12V. Sur les moteurs brushless utilisés en modélisme, les bobinages en cuivre sont montés sur le stator et les aimants sur le rotor, à l'inverse des moteurs électriques conventionnels.



**Figure I.3:** le moteur d'un drone [5].

## Les contrôleurs

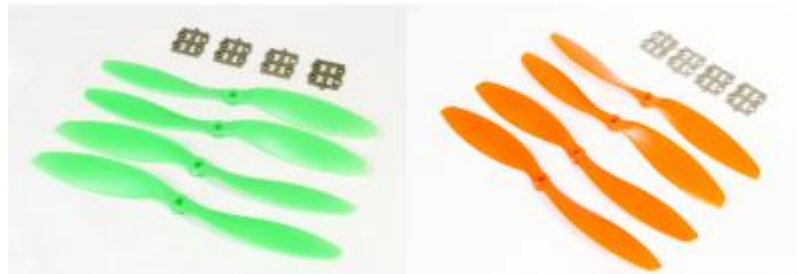
Ces moteurs sont commandés par des interfaces de puissance appelées « Contrôleurs » (ESC ou Electronique Speed Controller en anglais). Ce sont des circuits électroniques qui permettent de faire varier la vitesse de rotation des moteurs, à partir du courant délivré par la batterie. La commande de vitesse vient du contrôleur de vol (voir plus bas). Ils sont caractérisés par une valeur en ampères (ex : 30A) qui indique l'intensité maximale qu'ils peuvent encaisser pendant le vol.



**Figure I.4:** Les contrôleurs d'un drone [5].

## Les hélices

Elles sont souvent en matière plastique mais aussi parfois en matériaux composites. Elles sont identifiées par leur diamètre et leur pas indiqués en pouces (ex : 9x4, 5). Sur un drone quadri rotor, il faut 2 hélices à sens horaires et 2 hélices à sens antihoraire.



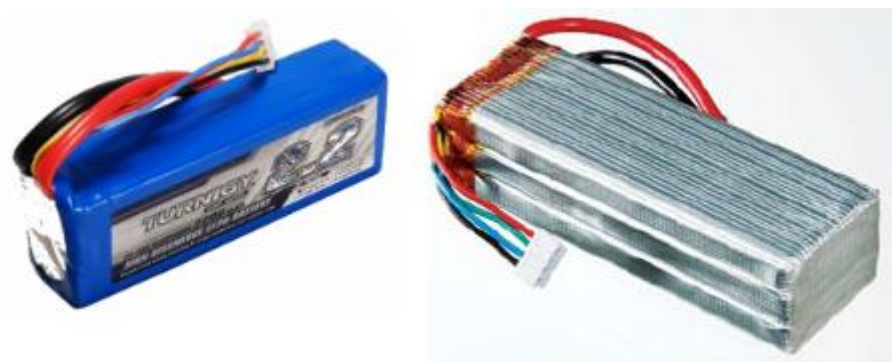
**Figure I.5:** Les hélices d'un drone [5].

## La batterie

Les batteries utilisées sur un drone multi rotor sont essentiellement des « Lithium Polymère ». Elles sont issues d'une technologie qui permet d'avoir un très bon rapport poids/puissance. Un élément LiPo (1S) fournit une tension de 3,7V. Sur un drone, on utilise en général des batteries à 3 ou 4 éléments (3S ou 4S).

L'intensité est aussi un critère de choix. Une batterie de 3000mAh aura une meilleure autonomie qu'une batterie de 2200mAh.

Un chargeur spécifique est à prévoir ainsi que des règles de sécurité très strictes car ces batteries peuvent exploser en cas de mauvaise manipulation.



**Figure I.6:** La batterie d'un drone [5].

## La radiocommande

Pour piloter le drone, il faut un émetteur radio pour le pilote et un récepteur dans le drone. Il existe plusieurs technologies pour les radiocommandes, les radios FM en 41MHz (de moins en moins utilisées) et les radios en 2,4GHz, souvent programmables pour s'adapter à chaque appareil radiocommandé.

Une radiocommande doit idéalement comporter 6 voies pour piloter un drone, 4 voies sur les manettes et 2 voies sur des interrupteurs pour actionner certaines fonctions.

Il existe deux modes de configuration des manettes, le Mode 1 dans lequel les gaz sont à droite et le mode 2 où les gaz sont à gauche.

Certaines radios fonctionnent dans les deux sens, c'est-à-dire qu'elles peuvent envoyer des ordres à l'émetteur mais aussi recevoir des informations de celui-ci (tension de la batterie,...).



**Figure I.7:** La radiocommande d'un drone [5].

## Le contrôleur de vol

C'est une carte électronique, équipée de capteurs très précis, qui va traiter les consignes du pilote envoyées à l'émetteur ainsi que les informations envoyées par ses capteurs et va transmettre des impulsions électriques aux contrôleurs des moteurs pour faire varier leur vitesse.

Ces cartes sont équipées de gyroscopes et d'accéléromètres pour mesurer et compenser les déplacements.

Certaines cartes évoluées sont équipées de GPS et d'altimètre afin de maintenir un point fixe ou une altitude ou même de retourner au point de départ du drone en cas de perte de signal radio [5].



**Figure I.8:** Le contrôleur de vol d'un drone [5].

### I.3.5. Classification des drones selon leurs tailles

Les drones peuvent être aussi classés suivant leur taille ou leur envergure. Ce mode de classification prend uniquement en compte la longueur de l'engin. Dans cette catégorie, on distingue quatre types de drones.

**Les tout petits drones ou micro drones:** communément appelés micro-drones, les petits drones sont des engins très minuscules dont la taille varie entre 1 et 50 cm. Ces types d'engins exécutent des missions que les gros engins sont incapables de réaliser. Dans cette catégorie de drones, on peut citer les nano-drones spécialement utilisés pour des missions d'espionnage en terrain hostile. Ces engins sont affectés à ces types de missions à cause de leur toute petite taille.

**Les mini drones:** ils ont légèrement plus d'envergure que les micros drones. La taille d'un mini drone varie entre 50 cm et 2 m. Les mini drones sont très souvent utilisés dans les missions d'enregistrements et de prise de vues aériennes. Ils sont aussi utilisés dans l'audiovisuel et dans la cinématographie.

**Les drones moyens:** ce sont des engins qui ressemblent à un avion en miniature. Ils sont un peu plus lourds et mesurent plus de 2 m. Leur poids tourne autour de 200 kg. Ils sont très proches d'un avion, mais sont plus légers que ces derniers. Les drones moyens sont utilisés pour les missions militaires.

**Les grands drones:** les grands drones sont des engins qui s'apparentent à des avions, car ils en ont la taille et l'envergure. Ce sont des engins très lourds qui sont utilisés exclusivement dans le cadre des missions militaires.

Longtemps considérés comme un engin à destruction massive et exclusivement dédiés au monde militaire, les drones ont su s'adapter à l'air du temps pour se transformer en de véritables



appareils polyvalents. Avec le développement des technologies, il est désormais quasi impossible de se passer de ce type d'engin.

### I.3.6. Aspect dangereux des drones

Les petits engins sans pilote sont régulièrement utilisés pour faire passer en contrebande dans les prisons cigarettes, drogues voire des armes dans les cas les plus graves. Quelques pays ont lancé l'alerte :

➤ La France :

- En mois de juillet 2017, un drone avait déposé un colis dans la cour de la prison de Valence (Drôme).
  - Quelques mois plus tôt, un autre engin avait été découvert dans l'enceinte de la maison d'arrêt de Villefranche-sur-Saône (Saône-et-Loire) après s'être crashé.
  - En décembre de la même année, l'administration du centre pénitentiaire de Rennes Vezin avait sonné l'alerte suite à la découverte d'un colis de deux téléphones portables livrés par drones.
  - Fin 2017, le tribunal correctionnel de Grasse a condamné à trois mois de prison un homme qui avait tenté de livrer par drone quatre téléphones portables dans la cour.
  - Le 1<sup>er</sup> juillet 2018, Evasion de Redoive Faïd par hélicoptère. La ministre de la Justice a expliqué que des drones avaient été repérés il y a quelques mois au-dessus de la prison de Réaux pour repérer les lieux avant l'évasion. Le jour même un instructeur été pris en otage.
- La Belgique, mai 2020 : Une livraison de drogue par drone en prison vire au fiasco [6].
- Les Etats-Unis, juillet 2017 : une évasion de prison en se servant d'une tenaille et quatre téléphones livrés par drone. Prisonnier Jimmy Cosey [7].
- Le Canada, Depuis 2013 : L'utilisation des drones pour livrer des articles de contrebande en prison ne dérougit pas, surtout à Montréal où des détenus tentent d'obtenir de la drogue, du tabac, des cellulaires, mais aussi des épices et des écouteurs.

## I.4. Les détecteurs de drones

### I.4.1. Les difficultés de détection

Les capacités de détection, de localisation et de suivi ne sont pas optimisées face aux drones qui présentent une variabilité en termes de : taille, vitesse, comportement, et de charge utile.

Pour ce là, il est nécessaire d'établir une stratégie de technique opérationnelle et d'évaluer les réponses techniques qui peuvent être apportées à court et moyen terme [8].



**Figure.I.9** : Photos réelles des derniers drones.

#### I.4.2. Les systèmes de défense

Une cible mouvante à une telle distance est impossible à atteindre avec les armes des forces de l'ordre. Il existe néanmoins quelques pistes, présentant chacune avantages et inconvénients:

- **La détection des drones**

Plusieurs entreprises proposent des outils de détection des drones [9]. Ces derniers se présentent sous forme de boîtiers reliés à des micros ou des senseurs positionnés en hauteur. Dès qu'ils sont repérés une alerte sera envoyée.

**Avantage** : Le système ne s'occupe pas des ondes et peut détecter les drones autopilotés.

**Problème** : Le bruit de fond doit être inférieur à un certain seuil et les technologies des drones se développent rapidement.

- **Le laser**

Le laser, concentré sur l'engin, fait chauffer ses circuits et détruit ses composants électroniques.

**Avantage** : Le laser se déplace à la vitesse de la lumière donc touche instantanément sa cible, avec une grande précision.

**Problème** : Au milieu urbain, les lasers peuvent être dangereux car ils sont aveuglants. En outre, le drone détruit peut retomber sur des passants.

- **Le brouilleur**

Des systèmes de brouillages et d'interception existent déjà, également développés par les militaires.

**Problème :** Le gros souci de cette solution, c'est qu'elle impose un blackout total sur les communications à un endroit précis. En effet, si l'on ne brouille que les ondes radios, un utilisateur pourra très bien diriger son engin à partir de son téléphone. D'autres drones, autopilotés, ne seront même pas impactés par le brouillage : ils se guident par GPS et ne reçoivent aucune onde radio. En outre, il est difficile de cibler une zone très précise à brouiller.

- **Le drone anti drone**

Des modèles de drone plus gros et plus puissants que les autres pourraient les avaler. Ou munis d'un filet pour les emprisonner. Plusieurs modèles sont déjà développés.

**Problème :** Si le pilote d'en face est expérimenté, il a la possibilité de s'échapper. En outre, rien ne dit que des systèmes de défense de drones ne seront pas développés d'ici quelques temps.

- **La législation**

Certains connaisseurs du dossier préconisent d'agir en amont et de rendre obligatoire l'équipement des gros drones avec un outil de reconnaissance semblable à celui des avions, un transpondeur [10].

**Avantage :** Un drone dans une zone précise serait immédiatement détecté.

**Problème :** Elle ne fonctionnera pas si le transpondeur de l'appareil est clandestinement retiré.

### I.4.3. Les systèmes de détection existants



Figure I.10 : les systèmes de détection [11].

### a) Détection des drones avec RADAR

Le radar de détection de drones fait partie intégrante de tout système de détection de drones qui peut être utilisé pour détecter et contrer les drones potentiellement dangereux dans un espace aérien dans lequel les chercheurs qui ont appliqué des signaux LM radars ont suivi l'un des objectifs suivants :

- **Détection de drone:** cette application s'applique aux authentiques marqueurs utilisés pour annoter les données drone ou non-drone.
- **Classification des drones vs oiseaux:** deux étiquettes sont utilisées « drone » et « oiseau ».
- **Classification des drones par rapport aux drones:** cela s'applique quand autant d'étiquettes sont utilisées que le nombre de types de drones étudiés.
- **Classification de caractérisation des drones:** c'est le cas lorsque les données sont étiquetées en fonction d'une valeur d'une caractéristique de drone spécifique telle que la charge utile ou le nombre de rotors.
- **Détection multi-drones:** dans ce cas, les chercheurs ont étiqueté les données avec le nombre de drones volant simultanément.

### b) Détection des drones par DATA VISUAL

Malgré son succès traditionnel dans l'identification et le suivi des cibles, le radar reste une technologie hautement professionnelle qui nécessite un personnel qualifié capable d'interpréter les résultats visuels du système radar au moins pour la prise de décision. Cette complexité de la technologie radar et l'évolution rapide de la surveillance informatique ont incité certains chercheurs à envisager la détection et la classification des drones à l'aide de données visuelles (images ou vidéos).

Les contributions dans ce domaine peuvent être divisées en deux catégories :

- La première catégorie comprend les solutions qui s'appuient sur des fonctionnalités apprises, omettant ainsi l'étape approfondie de l'ingénierie des fonctionnalités (détection visuelle avec caractéristiques apprises).
- La deuxième catégorie dépend des schémas d'apprentissage automatique traditionnels qui devraient alimenter le système avec des fonctionnalités artisanales de bas niveau telles que les bords, les taches et les informations de couleur (caractéristiques faites à la main).

### c) Détection acoustique

Un drone volant produit un bruit de ronflement qui peut être capturé par des capteurs acoustiques et analysé en utilisant différentes méthodes pour identifier l'empreinte digitale audiophone spécifique.

Le résultat idéal serait de déterminer le type de drone ou même le drone individuel par son empreinte audio. En général, la détection acoustique des drones repose soit sur des méthodes de corrélation/autocorrélation ou sur la classification d'apprentissage automatique.

La méthode de détection acoustique :

- **Détection**
  - ✓ Méthodes de corrélation
  - ✓ Classification de l'apprentissage automatique
- **Localisation**
  - ✓ filtres à particules
  - ✓ filtres de kalman

### d) Détection des drones avec Radio Fréquence

En général, l'UAV contient un transmetteur embarqué qui assure l'échange de données pour le contrôler et le suivi. Il s'agit généralement de la bande radio ISM 2,4 GHz.

Grâce à ces connaissances préalables, les drones peuvent être détectés et localisés à grande distance. Le signal RF est une caractéristique importante des drones qui peut être utilisée à des fins de détection et de localisation. Cependant, les solutions basées sur RF échouent lorsque le drone fonctionne en mode partiellement ou totalement autonome.

De plus, le déploiement de techniques s'appuyant sur les machines pour ce type de données est nouveau et la littérature ne dispose pas d'un ensemble de données public complet pour les signaux RF qui pourraient être utilisés pour la validation et la comparaison. Donc toutes les méthodes existantes ont des performances limitées pour de faibles rapports signal/bruit [11].

## I.4.4. Les avantages et les inconvénients des systèmes de détection

**Tableau.I.2** : Les avantages et les inconvénients des différents systèmes de détection.

Technologie de détection	Ses avantages	Ses inconvénients
<b>Radar</b>	Les radars à onde continue la modulation de fréquence à faible coût (FMCW) sont résistants au brouillard,	Les drones ont de petites sections radar (RCS), ce qui rend la détection plus exigeante. Les ondes ont une

	<p>aux nuages et à la poussière contrairement à la détection visuelle et moins prononcée au bruit que la détection acoustique. Les radars offrent une résolution plus élevée dans la gamme et permettent de capturer la signature micro doppler (MDS).</p>	<p>perte de chemin plus élevée, ce qui limite la portée de détection des drones.</p> <p>Une petite taille et une faible signature électromagnétique des drones rendant la détection par radar impossible.</p>
<b>Acoustique</b>	<p>Ne nécessite pas de LOS donc il fonctionne dans un environnement à faible visibilité.</p> <p>Faible coût en fonction de la gamme de microphones utilisée.</p>	<p>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 formation et les tests.</p>
<b>Visuelle</b>	<p>Faible coût en fonction des caméras et des capteurs optiques utilisés ou de la réutilisation des caméras de surveillance existantes.</p> <p>La détermination des résultats de détection à l'aide d'écrans par l'homme est plus simple que les autres modalités.</p>	<p>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.</p>
<b>Radio fréquence</b>	<p>Capteurs RF à faible coût.</p> <p>Aucune LOS n'est requis.</p> <p>Longue plage de détection.</p>	<p>Ne convient pas pour détecter les drones volant de manière autonome sans aucun canal de communication. Il nécessite une formation pour apprendre les signatures de signaux RF.</p>

## I.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous constatons que l'évolution des drones dépend du développement des technologies donc les drones sont de plus en plus performants.

Les drones ont touché tous les domaines d'application qui existent donc ils sont devenus une menace au système de sécurité nationale.

L'augmentation potentielle du nombre des drones qui survolent des personnes et des propriétés privées à différentes altitudes (y compris dans l'espace actuellement réservé à l'aviation civile) pose de sérieux problèmes.

Des technologies de détection et de suivi des drones sont désespérément nécessaires mais le problème c'est que les techniques utilisées sont encore insuffisantes, très limitées et dépendantes des marchés grand public (cameras, microphone, ...).

CHAPITRE II :  
LES RESEAUX DE  
NEURONES



## Chapitre II : les réseaux de neurones

### II.1. Introduction

Les réseaux de neurones sont des modèles mathématiques inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ils sont utilisés dans de nombreux domaines, notamment en traitement de l'audio.

Dans le domaine acoustique, les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour diverses tâches telles que la reconnaissance de la parole, la détection d'événements sonores, la séparation de sources audio, la génération de voix synthétiques, la classification d'instruments de musique, etc.

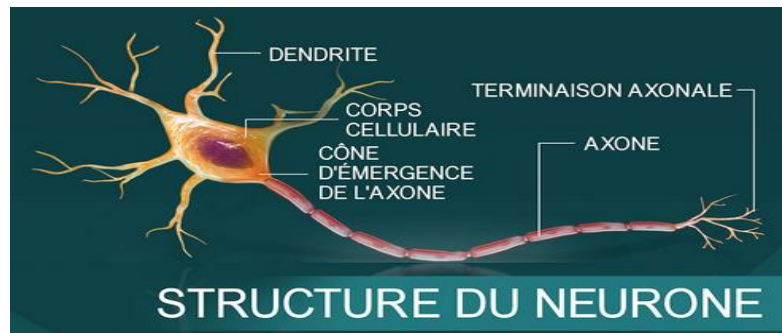
Ces tâches peuvent être effectuées en utilisant différents types de réseaux de neurones, tels que les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) pour l'analyse spectrale, les réseaux de neurones récurrents (RNN) pour la reconnaissance de la parole, ou encore les réseaux adverses génératifs (GAN) pour la synthèse de voix.

L'utilisation de réseaux de neurones dans le domaine acoustique a permis des avancées significatives dans la qualité de la reconnaissance de la parole, la détection d'événements sonores et la séparation de sources audio, notamment grâce à l'utilisation de modèles d'apprentissage profond.

### II.2. Structure de neurone

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone.

L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms ( $10^{-9}$  m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites (on dit une dendrite) du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse [12].



**Figure II.1** : structure du neurone [12].

## II.3. Méthode d'apprentissage et le critère d'arrêt

### II.3.1. Les méthodes d'apprentissage

Les méthodes d'apprentissage sont des techniques utilisées pour entraîner des modèles d'intelligence artificielle à partir de données. Il existe trois principales méthodes d'apprentissage : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement.

- 1- L'apprentissage supervisé** : Cette méthode d'apprentissage consiste à entraîner un modèle à partir d'exemples étiquetés. Le modèle est présenté avec des données d'entrée et les étiquettes correspondantes, et il ajuste ses paramètres pour minimiser l'erreur entre les prédictions et les étiquettes. Cette méthode est utilisée pour des tâches telles que la classification, la régression et la détection d'anomalies.
- 2- L'apprentissage non supervisé** : Cette méthode d'apprentissage consiste à entraîner un modèle sans étiquettes de données. Le modèle explore les données pour trouver des motifs et des structures intrinsèques, et peut être utilisé pour des tâches telles que la segmentation de données, la réduction de dimensionnalité et la détection d'anomalies.
- 3- L'apprentissage par renforcement** : Cette méthode d'apprentissage consiste à entraîner un modèle à partir de récompenses et de punitions en réponse à des actions prises dans un environnement. Le modèle explore l'environnement en prenant des actions, et reçoit une récompense ou une punition en fonction de la qualité de l'action. Cette méthode est utilisée pour des tâches telles que la prise de décision, la planification et le contrôle de robots.

En plus de ces trois principales méthodes d'apprentissage, il existe également des méthodes d'apprentissage semi-supervisé, qui utilisent à la fois des données étiquetées et non étiquetées,

et des méthodes d'apprentissage en ligne, qui permettent aux modèles d'apprendre à partir de données en temps réel.

Chacune de ces méthodes d'apprentissage a ses avantages et ses inconvénients, et la méthode appropriée dépend de la tâche à accomplir et des données disponibles [13].

### II.3.2. Le critère d'arrêt

Le critère d'arrêt est une méthode courante utilisée pour arrêter l'apprentissage d'un réseau de neurones. L'objectif du critère d'arrêt est d'arrêter l'apprentissage une fois que le réseau de neurones a atteint un niveau de performance satisfaisant, afin d'éviter l'overfitting (sur-apprentissage) ou la poursuite de l'apprentissage sans amélioration significative des performances.

Voici quelques-unes des méthodes d'apprentissage courantes pour les réseaux de neurones avec des critères d'arrêt :

- **Critère de performance** : Le critère de performance consiste à définir un niveau de performance acceptable pour le réseau de neurones, tel que le pourcentage de précision ou le taux d'erreur. L'apprentissage est arrêté une fois que le réseau de neurones atteint ce niveau de performance.
- **Critère de convergence** : Le critère de convergence consiste à surveiller la diminution de la fonction de coût ou de l'erreur au fil du temps. L'apprentissage est arrêté lorsque l'erreur ne diminue plus ou lorsque la diminution est inférieure à un seuil prédéfini.
- **Critère de régularisation** : Le critère de régularisation est utilisé pour éviter l'overfitting du réseau de neurones. Il consiste à ajouter des termes de régularisation à la fonction de coût pour pénaliser les poids du réseau de neurones qui ont des valeurs trop élevées. L'apprentissage est arrêté lorsque les poids ne sont plus mis à jour en raison de la pénalité de régularisation.
- **Critère de tolérance** : Le critère de tolérance consiste à définir une tolérance pour les changements dans les poids du réseau de neurones. L'apprentissage est arrêté lorsque les changements dans les poids sont inférieurs à la tolérance prédéfinie [13].

### II.4. Validation de réseau de neurone

La validation d'un réseau de neurones est une étape importante de l'apprentissage automatique qui permet de mesurer la performance du modèle sur des données qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage. L'objectif de la validation est de vérifier que le réseau de

neurones a appris à généraliser les relations dans les données d'entraînement, plutôt que de simplement mémoriser les exemples.

Voici les étapes courantes pour la validation d'un réseau de neurones :

- ✓ **Diviser les données en ensembles d'apprentissage et de validation** : Les données sont généralement divisées en deux ensembles : un ensemble d'apprentissage, utilisé pour entraîner le réseau de neurones, et un ensemble de validation, utilisé pour évaluer les performances du modèle.
- ✓ **Entraîner le réseau de neurones** : Le réseau de neurones est entraîné sur l'ensemble d'apprentissage en ajustant les poids et les biais pour minimiser la fonction de coût.
- ✓ **Évaluer les performances du modèle** : Le réseau de neurones est évalué sur l'ensemble de validation pour mesurer la performance du modèle. Les mesures courantes incluent la précision, le rappel, la courbe ROC et la matrice de confusion.
- ✓ **Répéter le processus** : Si la performance du modèle n'est pas satisfaisante, le réseau de neurones peut être ajusté en modifiant l'architecture du modèle ou en ajustant les paramètres de l'algorithme d'apprentissage. Le processus d'entraînement et de validation est répété jusqu'à ce que la performance du modèle soit acceptable.
- ✓ **Tester le modèle final** : Une fois que la performance du modèle est satisfaisante, le modèle est testé sur un ensemble de données de test distinct pour mesurer sa performance sur des données complètement nouvelles [14].

## II.5. L'utilisation des réseaux de neurone pour la détection acoustique des drones

La détection acoustique des drones peut être effectuée en utilisant des réseaux de neurones pour la classification des sons.

Voici les étapes générales pour utiliser les réseaux de neurones dans la détection acoustique des drones :

- **Collecte des données** : Il est nécessaire de collecter des données acoustiques de différents types de drones, afin de former le modèle de réseau de neurones pour la détection.
- **Prétraitement des données** : Les données acoustiques collectées doivent être prétraitées pour éliminer le bruit, ainsi que pour normaliser les données.
- **Création de l'ensemble de données** : Les données acoustiques collectées doivent être étiquetées et divisées en ensembles de formation, de validation et de test.

- **Construction du modèle de réseau de neurones :** Différents types de réseaux de neurones, tels que les réseaux de neurones convolutionnels ou les réseaux de neurones récurrents, peuvent être utilisés pour construire le modèle de détection acoustique des drones.
- **Entraînement du modèle :** Le modèle de réseau de neurones doit être entraîné à partir de l'ensemble de données de formation.
- **Validation et ajustement du modèle :** L'ensemble de données de validation est utilisé pour évaluer les performances du modèle et effectuer des ajustements si nécessaire.
- **Test du modèle :** Enfin, l'ensemble de données de test est utilisé pour évaluer les performances finales du modèle.

Une fois que le modèle de réseau de neurones est formé et validé, il peut être utilisé pour la détection acoustique des drones en temps réel. Les données acoustiques sont entrées dans le modèle, qui effectue la classification pour déterminer si le son provient d'un drone ou non. En fonction du résultat de la classification, des actions peuvent être prises, telles que l'alerte d'un opérateur ou le déclenchement d'un système de défense contre les drones [15].

## II.6. Le champ acoustique

Le champ acoustique est une branche de la physique qui étudie les propriétés de l'acoustique, c'est-à-dire la science du son et des ondes sonores. Le champ acoustique peut être appliqué dans différents domaines, tels que la musique, l'ingénierie, la médecine, la communication et bien d'autres encore.

Les ondes sonores se propagent dans l'air ou dans d'autres milieux élastiques, comme l'eau ou les solides. Les ondes sonores peuvent être décrites en termes de leur fréquence, qui correspond au nombre de cycles complets de vibration par seconde, et de leur amplitude, qui correspond à l'intensité de l'onde sonore.

Le champ acoustique est utilisé pour étudier les phénomènes acoustiques, tels que la réflexion, la diffusion, la diffraction, la réfraction et l'absorption des ondes sonores. Il peut également être utilisé pour la conception de systèmes acoustiques, tels que les haut-parleurs, les microphones, les salles de concert, les studios d'enregistrement, les systèmes de communication et de détection [16].

### II.6.1 l'utilisation de champ acoustique pour la détection de drone

Le champ acoustique peut être utilisé pour la détection de drone, en particulier pour la détection des drones à basse altitude. En effet, les drones émettent des sons lorsqu'ils volent, notamment le bruit produit par leurs hélices et leurs moteurs.

Il existe plusieurs techniques de détection de drones basées sur le champ acoustique, notamment :

- 1. La détection acoustique passive :** cette technique consiste à utiliser des microphones pour capturer les sons émis par les drones. Les signaux capturés sont ensuite analysés pour détecter la présence de drones.
- 2. La détection acoustique active :** cette technique consiste à émettre des signaux acoustiques vers les drones et à mesurer les signaux réfléchis pour détecter leur présence. Cette technique est similaire au sonar utilisé pour détecter les sous-marins.
- 3. La détection acoustique hybride :** cette technique combine la détection acoustique passive et active pour améliorer la précision de la détection.

Les techniques de détection acoustique peuvent être utilisées seules ou en combinaison avec d'autres techniques de détection, telles que la détection radar ou la détection visuelle [15].

### II.7. Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé est une branche de l'apprentissage automatique (machine learning) qui consiste à entraîner un modèle à partir de données étiquetées. Dans ce type d'apprentissage, un ensemble de données d'entraînement est utilisé, comprenant des exemples d'entrée (caractéristiques) accompagnés de leurs étiquettes (valeurs de sortie attendues).

Le processus d'apprentissage supervisé peut être divisé en plusieurs étapes :

**1. Collecte des données :** Les données d'entraînement doivent être collectées, généralement à partir de sources diverses. Ces données doivent être représentatives du problème que l'on cherche à résoudre.

**2. Prétraitement des données :** Les données brutes peuvent nécessiter une préparation préalable afin d'éliminer les bruits, les valeurs manquantes ou aberrantes, et de les normaliser. Le prétraitement peut également inclure la sélection des caractéristiques les plus pertinentes.

**3. Séparation des données :** Les données sont généralement divisées en deux ensembles distincts : l'ensemble d'entraînement (training set) et l'ensemble de test (test set). L'ensemble d'entraînement est utilisé pour entraîner le modèle, tandis que l'ensemble de test est utilisé pour évaluer les performances du modèle.

**4. Choix du modèle :** Il existe de nombreux algorithmes et modèles d'apprentissage supervisé parmi lesquels choisir, tels que les arbres de décision, les réseaux de neurones, les machines à vecteurs de support (SVM), les k-plus proches voisins (k-NN), etc. Le choix du modèle dépend du type de problème et des caractéristiques des données.

**5. Entraînement du modèle :** Le modèle est entraîné en utilisant l'ensemble d'entraînement, en ajustant ses paramètres pour minimiser l'erreur entre les sorties prédites et les étiquettes réelles.

**6. Évaluation du modèle :** Une fois que le modèle est entraîné, il est évalué sur l'ensemble de test pour estimer ses performances. Des métriques telles que l'exactitude (accuracy), la précision (precision), le rappel (recall) et le score F1 (F1 score) peuvent être utilisées pour mesurer la qualité des prédictions du modèle.

**7. Utilisation du modèle :** Une fois que le modèle est considéré comme satisfaisant, il peut être utilisé pour effectuer des prédictions sur de nouvelles données. Les modèles d'apprentissage supervisé peuvent être utilisés dans divers domaines, tels que la reconnaissance vocale, la classification d'images, la prédiction de prix, etc.

Il convient de noter que l'apprentissage supervisé nécessite des données étiquetées, ce qui peut être coûteux et fastidieux à obtenir dans certains cas. De plus, le choix du modèle et des paramètres appropriés est crucial pour obtenir de bonnes performances. L'apprentissage supervisé est une approche puissante mais nécessite une bonne compréhension des données et des méthodes pour être utilisé efficacement.

## II.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous constatons que l'utilisation de réseaux de neurones dans le domaine acoustique soulève également des questions liées à la confidentialité et à la sécurité, notamment en ce qui concerne la collecte et le traitement des données personnelles.

Les différentes méthodes de critères d'arrêt peuvent être utilisées seules ou combinées pour arrêter l'apprentissage d'un réseau de neurones de manière efficace et efficiente. Le choix du critère d'arrêt dépendra de la nature de la tâche d'apprentissage et des caractéristiques du réseau de neurones.

La validation est une étape essentielle pour s'assurer que le réseau de neurones apprend à généraliser les relations dans les données et non à simplement mémoriser les exemples d'entraînement.

Les réseaux de neurones peuvent jouer un rôle important dans la détection et l'estimation du champ acoustique d'un UAV en temps réel. Ils peuvent aider à détecter les sources sonores et à estimer leur position en analysant les données acoustiques collectées, tout en améliorant la qualité des signaux acoustiques utiles.

Les réseaux de neurones peuvent jouer un rôle important dans la détection et l'estimation du champ acoustique d'un UAV en temps réel. Ils peuvent aider à détecter les sources sonores et à estimer leur position en analysant les données acoustiques collectées, tout en améliorant la qualité des signaux acoustiques utiles.

Le champ acoustique est un domaine important de la physique qui étudie les propriétés des ondes sonores et leur interaction avec les milieux environnants. Il a de nombreuses applications dans divers domaines de la science et de la technologie.

La détection de drone basée sur le champ acoustique est une technique prometteuse qui peut être utilisée dans divers scénarios, tels que la sécurité, la surveillance et le contrôle du trafic aérien. Cependant, cette technique peut être limitée par des facteurs tels que les interférences acoustiques et la distance de détection.



CHAPITRE III:  
ANALYSE DU  
SON DE DRONE

## Chapitre III : Analyse du son de drone

### III.1. Introduction

Dans ce chapitre, on concentre sur les différentes analyses du son de drone utilisées pour extraire des informations pertinentes à partir des enregistrements audio. Nous explorerons l'utilisation du langage de programmation Python et d'outils tels que Visualisation en 3D, Spectrogramme et Périodogramme pour étudier les caractéristiques acoustiques des drones. Ces techniques nous permettront de mieux comprendre les signatures sonores distinctives des drones et d'établir des bases solides pour la détection et la classification automatique de ces engins aériens.

### III.2. Logiciel de programmation

Python est un langage de programmation open source populaire et mature, qui peut être utilisé pour développer des applications dans différents paradigmes de programmation tels que l'impératif, l'orienté objet et le style fonctionnel. La syntaxe de Python est claire, élégante et facile à comprendre, ce qui en fait un langage accessible pour les débutants, tout en permettant de produire du code structuré et lisible pour les développeurs expérimentés.

La présence d'un interprète interactif facilite le développement de code en temps réel, le prototypage et l'expérimentation. Python peut également être étendu avec des modules écrits en C / C ++, ce qui permet un rapide prototypage et optimisation ultérieure.

En outre, Python dispose d'une grande variété de bibliothèques et de modules développés par la communauté pour faciliter la réalisation de projets dans de nombreux domaines, tels que le traitement du signal, l'apprentissage automatique, la visualisation de données, la sécurité informatique, entre autres.

En outre, Python dispose d'une grande variété de bibliothèques et de modules développés par la communauté pour faciliter la réalisation de projets dans de nombreux domaines, tels que le traitement du signal, l'apprentissage automatique, la visualisation de données, la sécurité informatique, entre autres.

Enfin, la documentation peut être générée automatiquement à partir des commentaires et du code source, ce qui facilite la maintenance et la compréhension du code [15].

### III.3. La collection des sons

#### III.3.1. Les composantes fondamentales du son

Le son est une forme d'onde de pression acoustique qui peut être perçue par l'oreille humaine. Il est créé par la vibration des objets dans l'air, qui produisent des fluctuations de pression qui se propagent dans l'environnement.

Les composantes fondamentales du son comprennent :

- **La fréquence** : la fréquence est le nombre de cycles d'ondes sonores qui se produisent par seconde. Elle est mesurée en Hertz (Hz). Plus la fréquence est élevée, plus le son est aigu, et plus elle est basse, plus le son est grave. La gamme de fréquences audibles par l'oreille humaine est d'environ 20 Hz à 20 000 Hz.
- **L'amplitude** : l'amplitude est la mesure de la pression acoustique d'une onde sonore. Elle est mesurée en décibels (dB) et correspond à l'intensité du son. Plus l'amplitude est élevée, plus le son est fort.
- **La durée** : la durée est la quantité de temps qu'il faut pour qu'une onde sonore se produise. Elle est mesurée en secondes.
- **La phase** : la phase est la position relative d'une onde sonore par rapport à une autre onde sonore. Elle est mesurée en degrés et peut avoir une influence sur l'interférence des ondes sonores.

Ensemble, ces composantes déterminent la qualité et la caractéristique unique de chaque son, y compris l'empreinte acoustique du son de drone. L'analyse de ces composantes est importante pour comprendre et identifier les différents sons, ainsi que pour développer des algorithmes de traitement de signal pour extraire des informations à partir des ondes sonores [17].

#### III.3.2. Les éléments physiques de l'empreinte acoustique comprennent

Une empreinte acoustique est un résumé numérique généré à partir d'un signal audio. Cette empreinte permet d'identifier un échantillon sonore, ou de localiser une séquence sonore dans une base de données audio. L'empreinte acoustique a des éléments physiques, qui sont :

- la répartition des fréquences dans le spectre sonore.
- les relations entre les parties du spectre, harmoniques ou non.

- les bruits existant dans le son (qui n'ont pas de fréquence particulière, mais dont l'énergie est limitée à une ou plusieurs bandes de fréquence), l'évolution dynamique globale du son.
- l'évolution dynamique de chacun des éléments les uns par rapport aux autres [18].

### III.3.3. Les seuils d'audition

Les seuils d'audition ; sont exprimés en décibels de perte. Cette échelle tient compte des différentes sensibilités de l'oreille en fonction des fréquences sonores. Une personne normo-entendant détecte un son de 500Hz à partir de 10dB SPL, un son de 2000Hz à partir de 0dB SPL et un son de 8000Hz à partir de 20Db SPL. A des fins audio logiques ces seuils d'audition aux différentes fréquences audibles sont ramenés à 0dB HL. Un audiogramme permet donc de représenter les seuils d'audition par rapport à une référence établie sur une large population normo-entendant [15].

### III .3.4. La collecte des sons

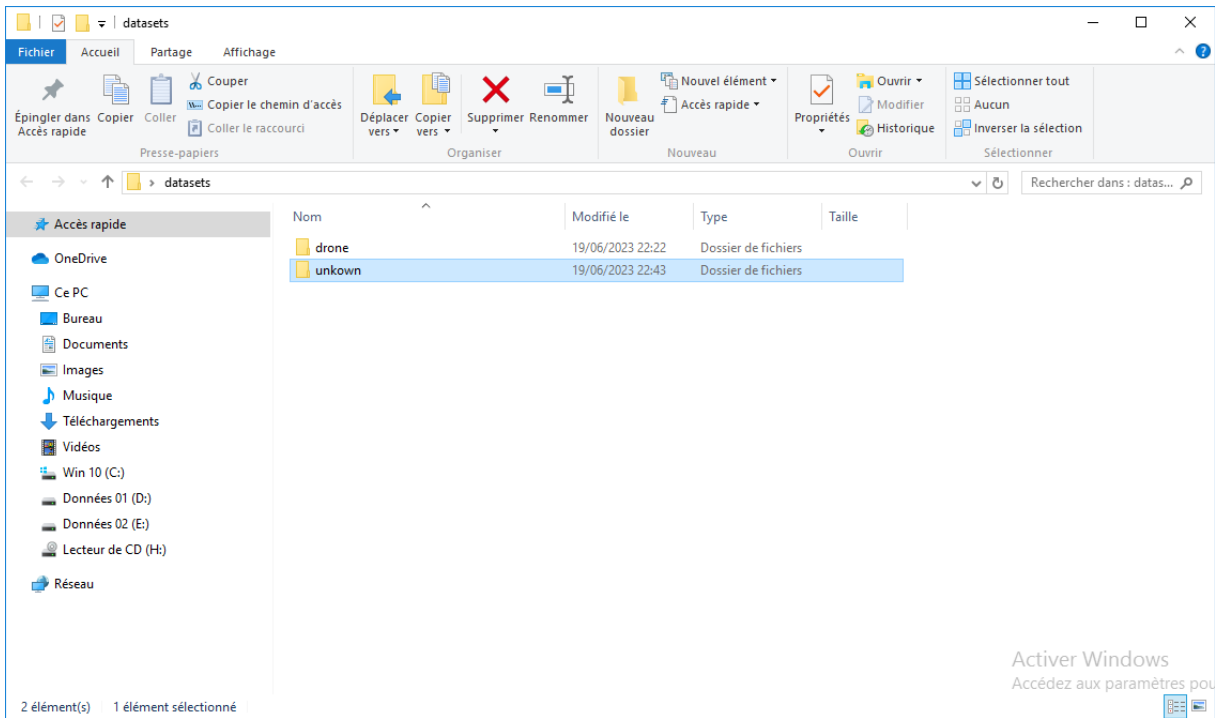
Une collecte des sons «datasets» a été faites dans un souci de répondre aux questions suivantes: où vais-nous poser notre détecteur de drone ? Quelle serait l'ambiance acoustique c a d quel sont les sons qui peuvent être présent hormis le son de drone ? Selon la fonctionnalité de drone nous avons fait des catégories des sons ont développé :

- Drone

Choix d'une gamme des sons différents (drone qui s'approche du détecteur, drone qui s'éloigne, et drone qui produit un grand bruit, celle qui fait moins de bruit et tout ça selon l'architecture).

- Unknown

Nous avons collecté une grande bases de donnée relatives aux sons susceptibles de former l'ambiance acoustique du site et que le détecteur peut détecter, tels que les sons des animaux, les insectes, les oiseaux ainsi que les sons de la nature et les bruit industrielles.



**Figure.III.1** : Liste des sons collectée.

Les sons de la **figure.III.1** sont téléchargés gratuitement du site la sonothèque [19].

Pour lire ces sons nous avons fait un programme sur python.

Ce dernier, me permet de importer les sons depuis le site

«<https://github.com/saraalemedi/DroneAudioDataset.git> »

Les résultats de ce programme donnent la fenêtre de la **Figure.III.2** qui présente la fenêtre créée avec python pour faire la lecture des sons collecté.



**Figure.III.2** : L'interface créée sur python pour lire les sons.

Les sons qui apparaissent de la **Figure.III.2** sont un morceau de ma liste. Nous pouvons monter et descendre le curseur pour choisir un fichier son.

Après l'écoute de son nous avons choisi ce chemin de traitement de signal pour faire l'empreinte acoustique.

### III.4. La représentation des sons

Pour visualiser les sons au court du temps nous avons converti les sons .mp3 à WAV pour pouvoir tracer les formes d'ondes de chaque signal, avec le logiciel Audacity.

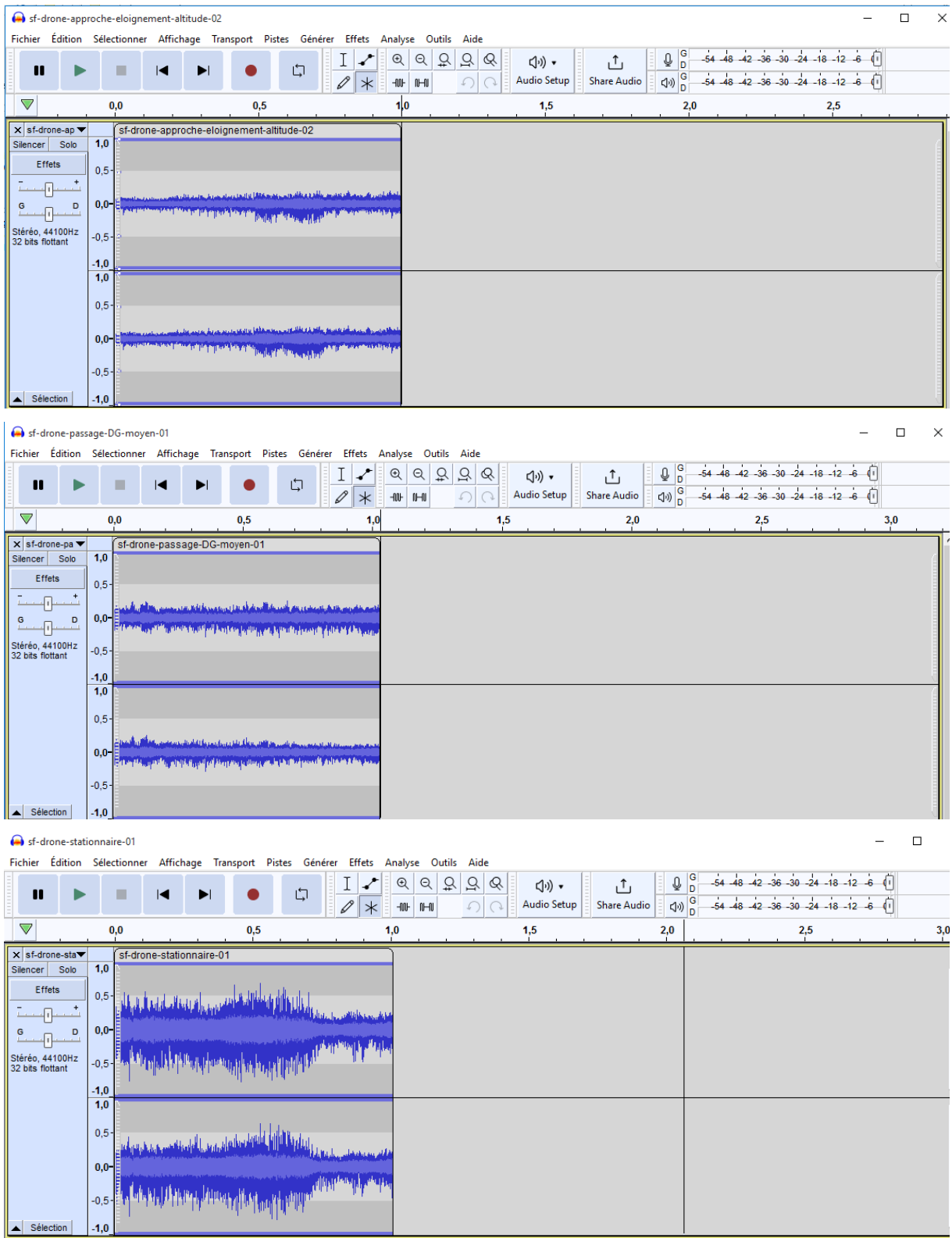
Pour couper et modifier la fréquence d'échantillonnage des sons avec le logiciel Audacity, nous avons suivi ces étapes : Téléchargez et installez Audacity depuis le site officiel (<https://www.audacityteam.org/>) puis nous l'avons Lancé sur notre ordinateur puis nous avons Importé le fichier audio que nous avons souhaitez modifier en cliquant sur "*Fichier*" dans la barre de menu, puis sur "*Importer*" et sélectionnez le fichier audio à partir de l'emplacement où il est stocké Une fois le fichier audio importé, nous avons variée la forme d'onde représentant le son en Utilisent la fonction de zoom pour afficher la partie que je souhaite couper ou modifier Pour couper une partie du son, nous sélectionne la zone à couper d'onde. Ensuite, nous cliquons sur "*Édition*" dans la barre de menu, puis sur "*Couper*" pour supprimer la sélection.

#### III.4.1. La représentation temporelle

Cette représentation montre l'évolution de l'intensité du signal sonore dans le temps avec une amplitude normalisé et ne renseigne pas sur le contenu fréquentiel. Pour pouvoir réaliser cette présentation nous avons:

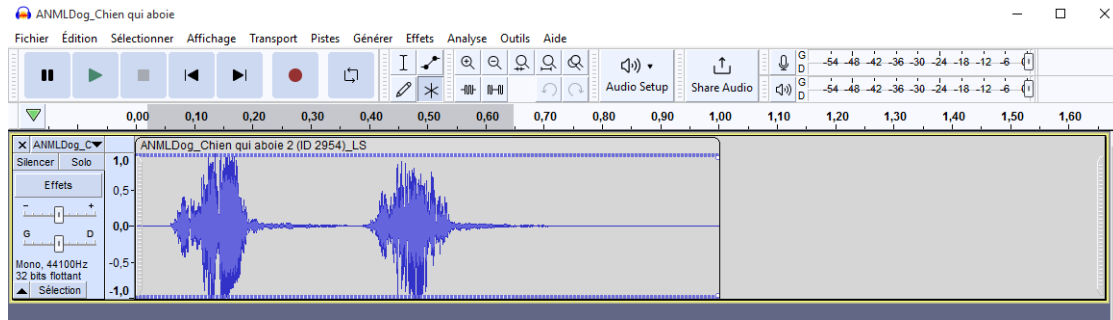
Ouvrir le logiciel Audacity puis cliquer sur le mot *fichier* puis appuie sur le mot *importer* puis montrer l'adresse d'audio il nous affiche :

- Les résultats pour les drones :

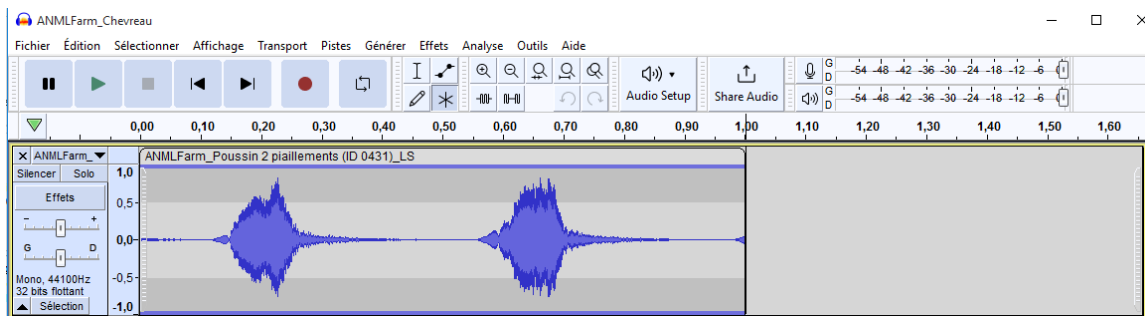


**Figure.III.3 :** Résultats de visualisation des sons de drones dans le domaine temporel.

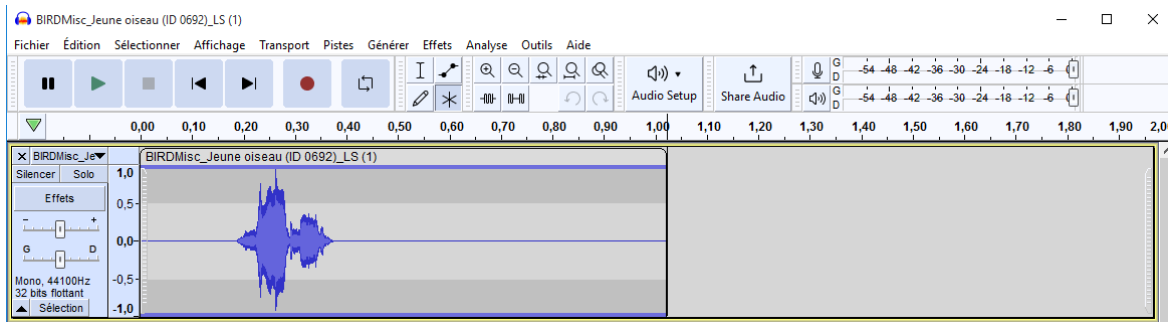
- Les résultats pour d'autres sons :



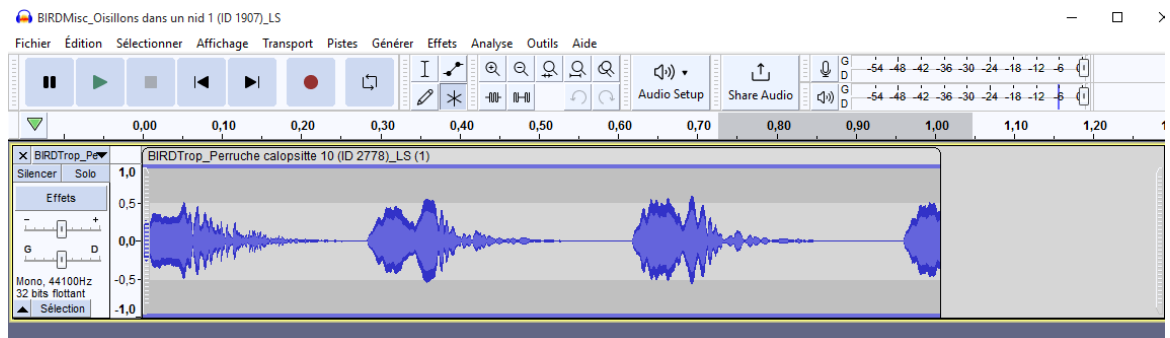
A : son de chien



B : son de cheveau



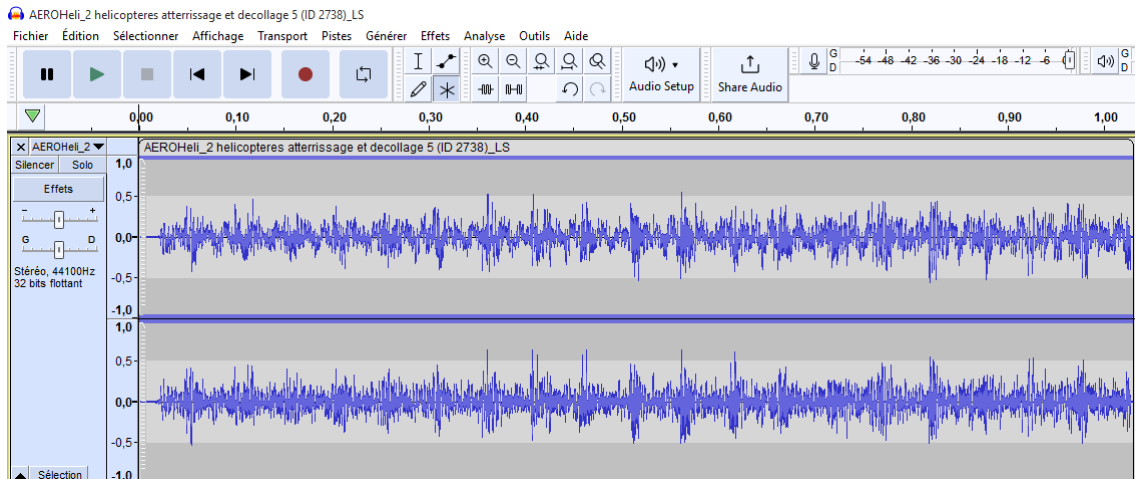
C : son d'un jeune oiseau



D : son des oisillons

Figure.III.4 : Résultats de visualisation des sons des animaux dans le domaine temporel.





**Figure.III.5** : Résultats visualisation des sons de moteurs d’un hélicoptère dans le domaine temporel.

Les résultats des **Figure.III.3**, **Figure.III.4** et **Figure.III.5** montrent que la forme d’onde de chaque signal détermine le timbre acoustique appelé perception de qualité de son.

### III.5. La représentation des sons

Concernant les data nous avons collecté des données audio de type WAV constituées de 366 sons qui combinent les sons que le détecteur de son peut surveiller, tels que : les sons d’animaux, de la nature, des insectes, des oiseaux, des brui industrielle, les moteurs, ainsi que les voix des personnes dans un fichier appelé « datasets » nous avons choisi 1 seconde comme durée pour ces sons avec une fréquence de 16 KHz et une fréquence d’échantillonnage de 16000 Hz.

#### III.5.1. La représentation en 3D avec python

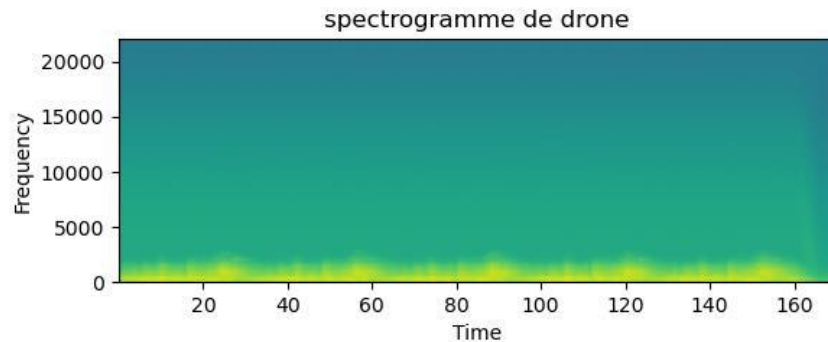
##### III.5.1.1. Le spectrogramme

Le spectrogramme est une méthode communément utilisée pour l’analyse des signaux dans un domaine conjoint en temps-fréquence. Il peut être interprété comme une représentation multicanale de l’enveloppe du signal. C’est la représentation visuelle d’un son car il représente la fréquence en fonction du temps et l’intensité sonore associée à chaque fréquence par un niveau de couleur. Plus le point de couleur est foncé plus l’intensité sonore est élevée.

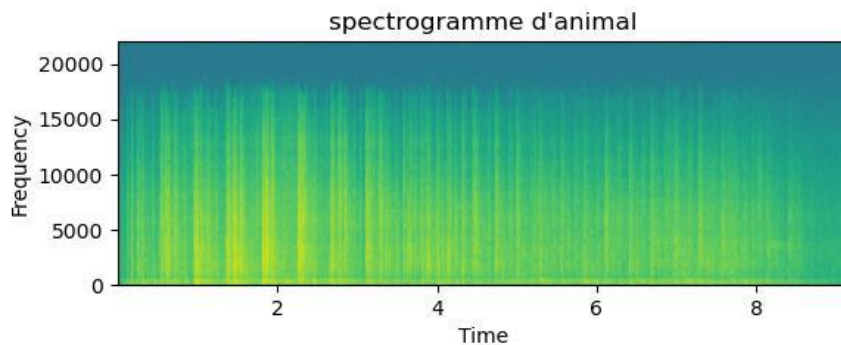
Pour obtenir un spectrographe numérique, nous effectuons sur le signal une TFCT à fenêtre glissante. C’est à dire qu’on analyse une portion limitée du signal, prélevée à l’aide d’une

fenêtre de pondération (fenêtre de Hanning par exemple). Pour ne pas perdre l'information et assurer un meilleur suivi des non-stationnarités, les fenêtres se recouvrent. Elles ont généralement une longueur de 256 ou 512 points et le recouvrement est de 50%, soit 128 ou 256 points.

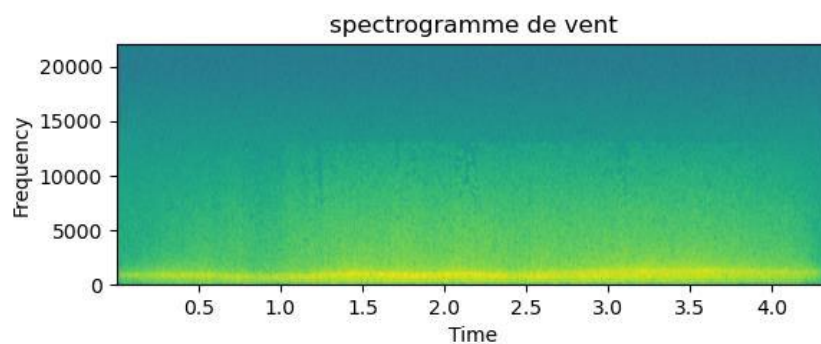
Au début nous avons réalisé ce programme avec le module `specgram` de la bibliothèque Matplotlib la lecture `samplingFrequency, signalData = wavfile.read ('file.wav')` choix de chaine `y=signalData[:,0]` `plot.specgram (y, Fs=samplingFrequency)`. Les résultats sont :



**A :** Spectrogramme de drone



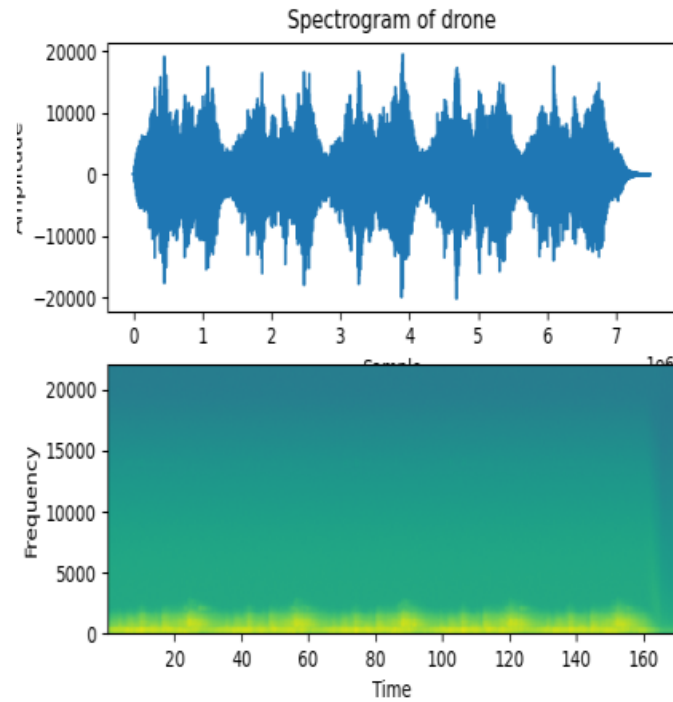
**B :** Spectrogramme d'animale



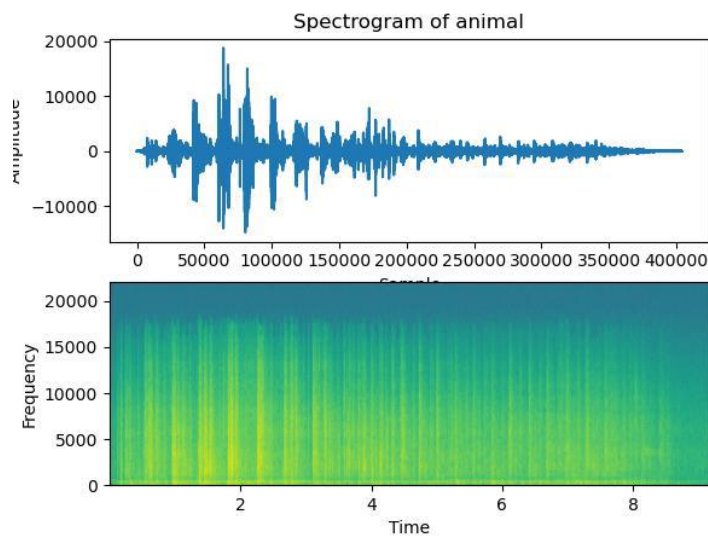
**C :** Spectrogramme de vent

**Figure.III.6 :** Le spectrogramme de plusieurs sons avec python.

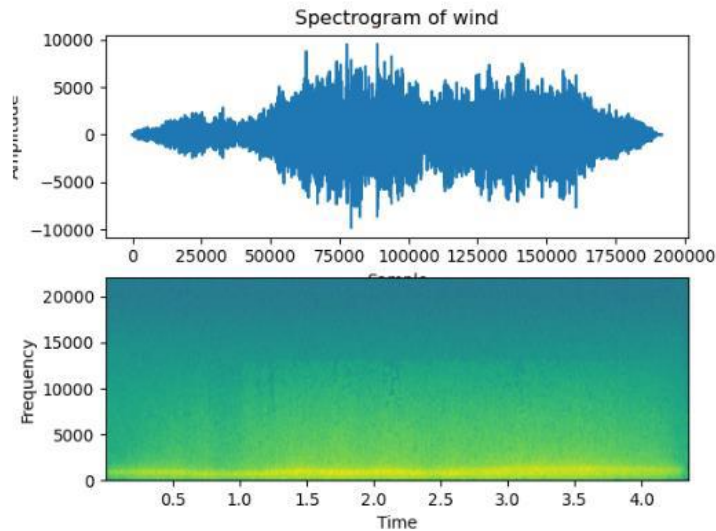
Nous avons remarqué que l'intensité de signal est différente entre les signaux et elle dépend de la forme d'onde de signal. Pour confirmer nous avons tracé le signal et son spectrogramme ensemble.



**A:** Spectrogram of drone



**B:** Spectrogram of animal



C: Spectrogram of wind

**Figure.III.7** : La relation entre le spectrogramme et le signal avec python.

Pour mieux visualiser l'intensité, nous avons amélioré notre programme avec des fonctions. Nous avons ajouté une fenêtre glissante de Hanning de 512 points et le recouvrement est de 50%.

```
def stft(sig, frameSize, overlapFac=0.5, window=np.hanning):
```

```
win = window(frameSize)
```

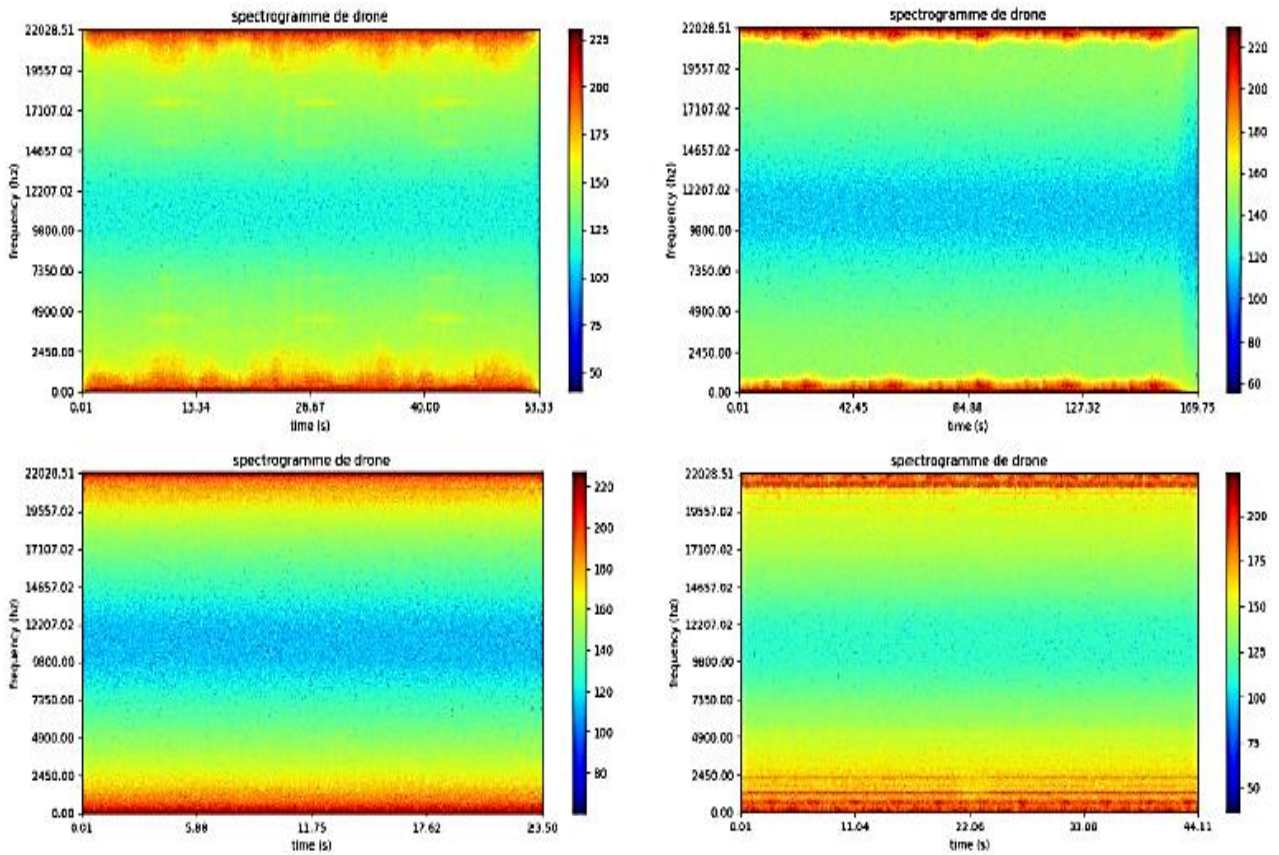
```
def logscale_spec(spec, sr=44100, factor=20.):
```

```
timebins, freqbins = np.shape(spec)
```

```
def plotstft(audiopath, binsize=2**10, plotpath=None, colormap="jet"):
```

```
samplerate, samples = wav.read(audiopath)
```

Les résultats de ce programme de spectrogramme pour plusieurs sons de drone sont représentés dans la **Figure.III.8** :



**Figure.III.8 :** Les spectrogrammes de différent son de drone avec python.

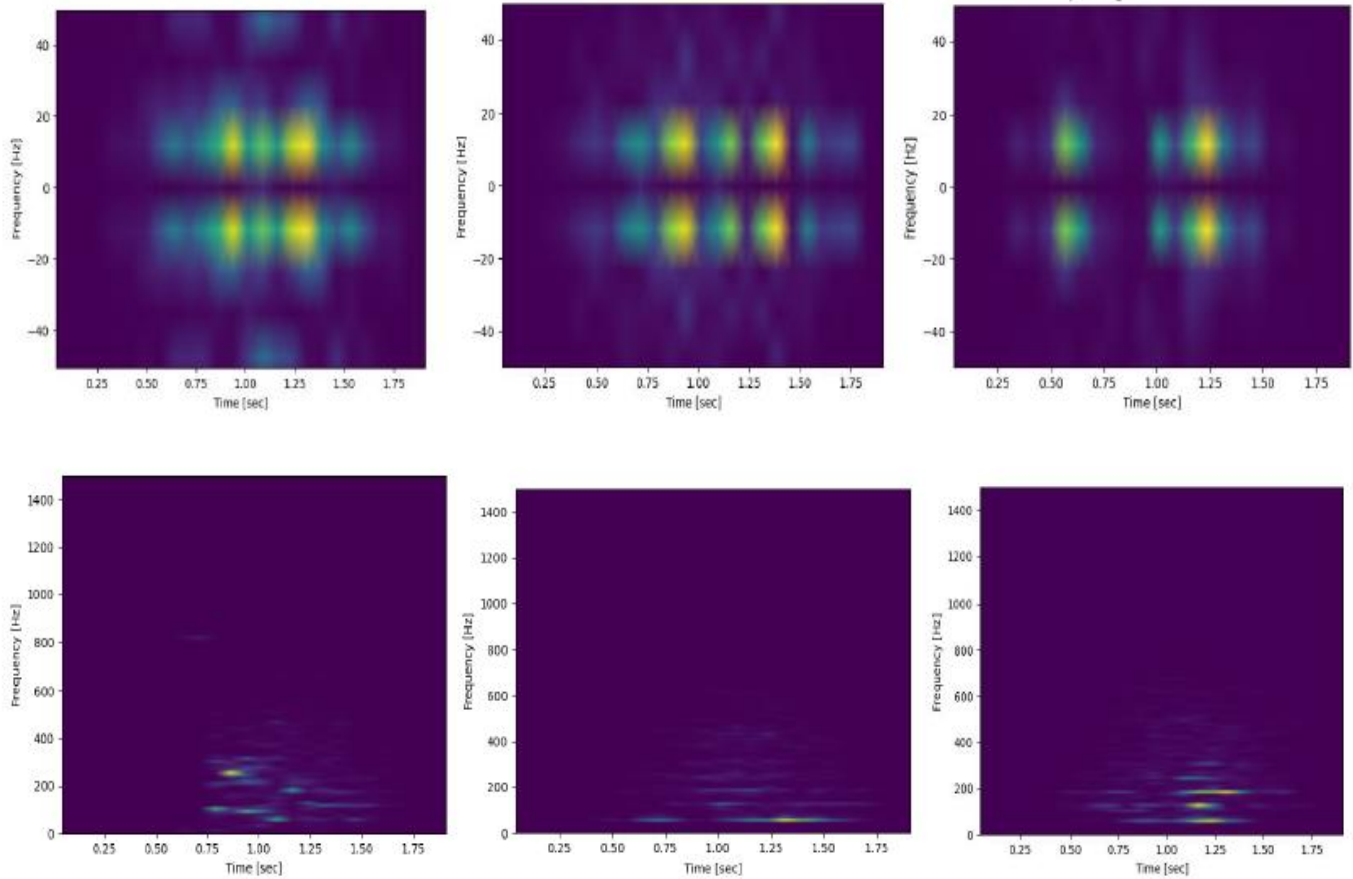
**Discussion :**

Le spectrogramme est un outil fondamental dans l'étude de la communication acoustique. Il est essentiellement une représentation visuelle du son où la variation d'énergie (ou de densité spectrale de puissance) dans les domaines de fréquence et de temps sont montrés. Les spectrogrammes nous permettent d'explorer visuellement la variation acoustique dans notre système d'étude, ce qui facilite la distinction des différences structurelles à de petites échelles temporelles par rapport au spectrales.

Donc chaque signal porte une intensité spéciale qui définit leurs empreintes acoustiques.

**III.5.1.2.Periodogramme**

Nous avons réalisé un programme avec spectrogram de module scipy qui rassemble les données du temps, fréquence et l'intensité de signal audio  $f, t, Sxx = signal.spectrogram(audio, fs, return_onesided=False)$ . Le plot se fait par le module `matplotlib.pcolormesh`  $plt.pcolormesh(t, fftshift(f), fftshift(Sxx, axes=0), shading='gouraud')$ . Les résultats sont :



**Figure.III.9** : Le periodogramme d'un ensemble de drone.

**Discussion :**

Le périodogramme est une méthode simple d'estimation de la densité spectrale de puissance d'un signal échantillonné en prenant le carré de la transformée de Fourier. Dans notre cas, nous remarquons deux types de drone. Le premier type est présenté dans la figure **Figure.III.8** où l'information temporelle est centrée dans l'intervalle [0.75 s ; 1.5 s] sous forme de points lumineux qui ne dépassent pas 50 Hz. Le deuxième type de **Figure.III.9** occupe une gamme de fréquence plus importante et son information temporelle est sous forme d'un triangle de base [0.75 s-1.5 s] et sommet de 600 Hz.

**III.5.2. La représentation en 3D avec Audacity**

**III.5.2.1. Présentation de logiciel Audacity**

Audacity est un logiciel libre disponible gratuitement, multiplateforme, facile à utiliser, qui va nous permettre d'illustrer des notions de traitement du signal appliquées aux sons audibles.

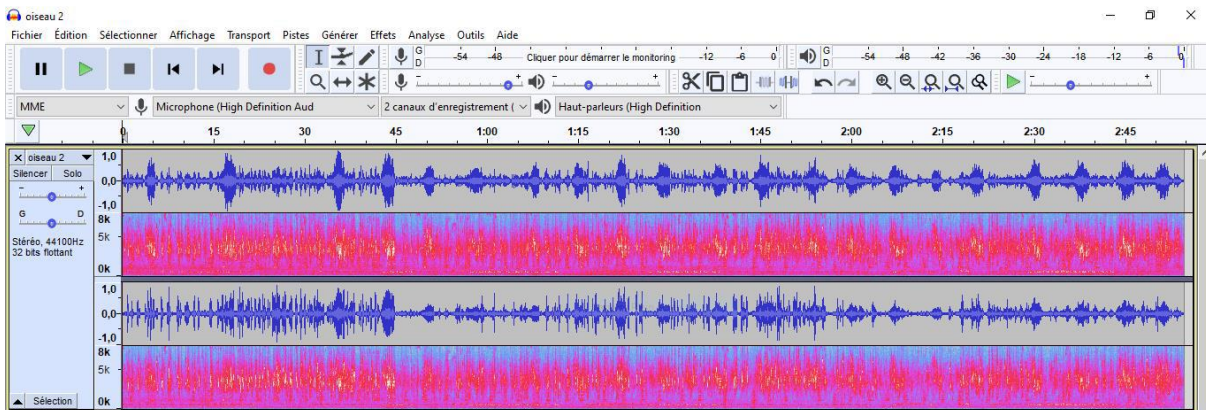
Le principe d'Audacity est d'enregistrer le son envoyé par l'ordinateur (la carte mère) à la carte son (qui ensuite l'envoi aux haut-parleurs ou à un casque audio), ce qui fait que tous les sons qu'un ordinateur est capable de jouer peuvent être enregistrés, sans aucune restriction.

Ce logiciel sert à enregistrer du son numérique et à éditer des sources audionumériques. Parmi ses fonctions les plus connues, il permet de :

- enregistrer tous les sons et la musiques joués sur l'ordinateur (sons Windows, musiques sur les sites web, les sons provenant du microphone ou encore les pistes audio des vidéos visionnées sur l'ordinateur).
- modifier ou mixer ces sons.
- enlever la majeure partie de la voix générale d'un morceau.
- filtrer des longueurs d'onde d'un son.
- changer la hauteur d'un son ainsi que le tempo d'un morceau.
- les enregistrer dans des fichiers audio à différent formats (Wav, MP3...).

### III.5.2.2. Le spectrogramme par Audacity

L'importance de spectrogramme dans l'empreinte acoustique ma poussés à savoir plus, donc nous avons choisi le logiciel de traitement de son Audacity. En premier, nous importons notre signal puis nous choisissons l'option multi-vu qui donne le son, l'enveloppe du signal et le spectrogramme **Figure.III.10**.



**Figure.III.10:** La lecture multi-vue de spectrogramme avec Audacity.

Avec ce logiciel nous pouvons écouter le son au court de l'exécution de spectrogramme, donc nous pouvons repérer les caractéristiques acoustiques de nos son, de même, il nous permet d'enregistrer le son en temps réel et de traiter les caractéristiques de spectrogramme sonore.

**Discussion :**

La représentation en 3D est liée au spectrogramme directement grâce à son champ d'informations sur l'enveloppe du signal. Elle montre la forme et la distribution de l'intensité de chaque signal. Si nous créons une base de données sur une carte arduino qui contient tous les spectrogrammes possibles de drones et l'intégrons avec un capteur acoustique, nous pouvons obtenir par conséquent une détection avec l'intelligence artificielle qui va améliorer la précision de notre capteur.

**III.6. Conclusion :**

En conclusion, l'analyse du son de drone à l'aide de différents outils et techniques de traitement du signal a permis d'obtenir des résultats significatifs. En utilisant le logiciel Python, nous avons pu visualiser les sons et représenter leur évolution temporelle en 3D. Cette représentation nous a donnée une vision claire des variations de fréquence et d'amplitude au fil du temps, permettant ainsi de détecter des motifs caractéristiques propres aux drones. De plus, l'utilisation de spectrogrammes et de périodogrammes a permis une analyse plus approfondie des caractéristiques fréquentielles des sons de drone, mettant en évidence les bandes de fréquences dominantes et les variations rythmiques spécifiques. Ces résultats nous ont aidés à mieux comprendre les signatures acoustiques des drones et à développer des modèles d'apprentissage supervisé capables de les détecter avec précision. En combinant ces méthodes d'analyse et d'exploration du son, nous avons ouvert la voie à de futures applications dans la détection et la classification automatique des drones, offrant ainsi des solutions efficaces pour la sécurité, la surveillance et d'autres domaines.



CHAPITRE IV:  
DETECTION  
ACOUSTIQUE DE  
DRONE

## Chapitre IV : Détection acoustique de drone

### IV.1. Introduction

Dans ce chapitre nous avons utilisé des approches intéressantes pour améliorer la détection dans notre projet en combinant la corrélation et la représentation. Le spectrogramme et l'empreinte acoustique peuvent fournir des informations utiles sur les caractéristiques fréquentielles et temporelles d'un signal sonore, ce qui peut faciliter sa détection et son analyse. Dans lequel nous avons utilisé deux logiciels ; un logiciel de programmation (Python) et l'autre de traitement d'audio (Audacity).

### IV.2. Algorithme de programme

Ce programme effectue les étapes suivantes :

- ✓ **Importation des bibliothèques :** Les bibliothèques nécessaires pour l'exécution du programme sont importées, y compris torch, torch.nn, torch.optim, torchaudio, torch.utils.data, et os.

```
!git clone https://github.com/saraalemadi/DroneAudioDataset.git
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
import torchaudio
from torch.utils.data import Dataset, DataLoader
import os
import matplotlib.pyplot as plt
```

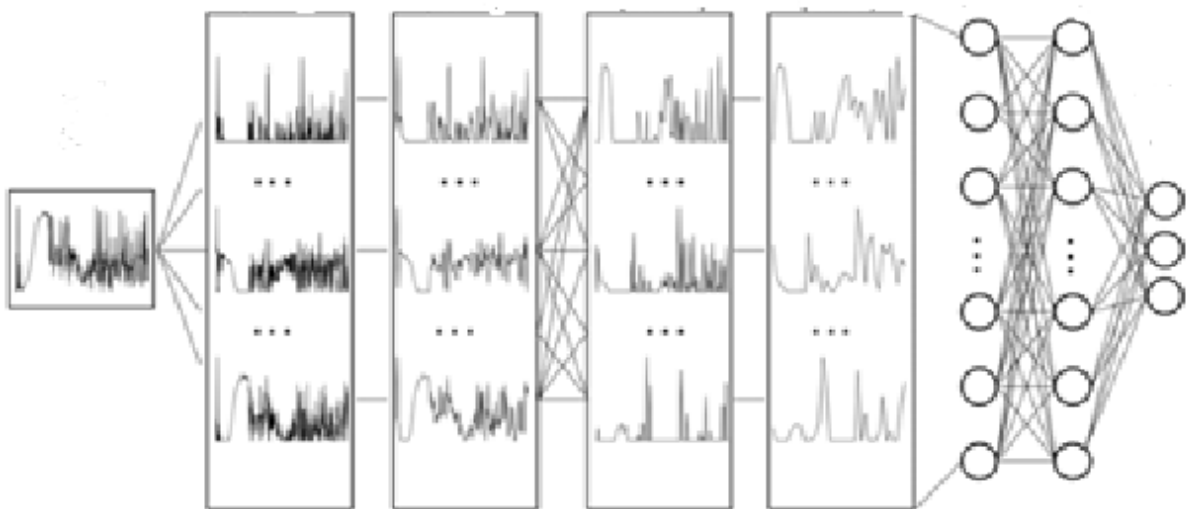
- ✓ **Développement de l'architecture du CNN :** Une classe nommée AudioClassifier est définie en tant que sous-classe de nn.Module. Elle représente l'architecture du réseau de neurones convolutifs (CNN). Le modèle est composé de plusieurs couches de convolution, de couches de pooling et d'une couche linéaire pour la classification.

```
# Define the CNN architecture
class AudioClassifier(nn.Module):
    def __init__(self, num_classes):
        Super (AudioClassifier, self).__init__ ()
        self.conv1 = nn.Conv1d(in_channels=1, out_channels=32,
kernel_size=3)
        self.relu1 = nn.ReLU()
```

```

self.pool1 = nn.MaxPool1d(kernel_size=2)
self.conv2 = nn.Conv1d(in_channels=32, out_channels=64,
kernel_size=3)
self.relu2 = nn.ReLU()
self.pool2 = nn.MaxPool1d(kernel_size=2)
self.fc = nn.Linear(159872, num_classes)

def forward(self, x):
    x = self.conv1(x)
    x = self.relu1(x)
    x = self.pool1(x)
    x = self.conv2(x)
    x = self.relu2(x)
    x = self.pool2(x)
    x = x.view(x.size(0), -1) # Flatten the tensor
    x = self.fc(x)
    return x
    
```



**Figure.IV.1:** l'architecture du CNN [17].

### IV.2.1.Importation de la data

- ✓ **Définition des chemins vers les dossiers audio :** Les chemins vers les dossiers contenant les fichiers audio sont définis dans les variables `drone_folder` et `unknown_folder`.

```
# Set the paths to the audio folders
```

```
drone_folder =
"/content/DroneAudioDataset/Binary_Drone_Audio/yes_drone"
unknown_folder =
"/content/DroneAudioDataset/Binary_Drone_Audio/unknown"
```

- ✓ **Chargement des chemins de fichiers audio et des étiquettes :** Les chemins de fichiers audio sont obtenus en combinant les fichiers des dossiers `drone_folder` et `unknown_folder` à l'aide de la fonction `os.path.join`. Les étiquettes sont définies comme 0 pour les fichiers provenant du dossier `drone_folder` et 1 pour les fichiers provenant du dossier `unknown_folder`.

```
# Load the list of audio file paths and corresponding labels
file_paths = [os.path.join(drone_folder, f) for f in
os.listdir(drone_folder)] + [os.path.join(unknown_folder, f) for f in
os.listdir(unknown_folder)]
labels = [0] * len(os.listdir(drone_folder)) + [1] *
len(os.listdir(unknown_folder))
```

- ✓ **Configuration du dispositif :** La variable `device` est configurée pour utiliser le GPU (`cuda`) s'il est disponible, sinon elle utilise le CPU.

```
# Create the dataset and dataloader
dataset = AudioDataset(file_paths, labels)
dataloader = DataLoader(dataset, batch_size=batch_size, shuffle=True)
```

- ✓ **Création du jeu de données et du DataLoader :** Le jeu de données est créé en utilisant la classe `AudioDataset` et les chemins de fichiers et les étiquettes correspondantes. Ensuite, un `DataLoader` est créé pour le jeu de données, avec une taille de lot (`batch_size`) de 32 et un mélange aléatoire des données.

## IV.2.2.Apprentissage

- ✓ **Initialisation du modèle :** Une instance du modèle `AudioClassifier` est créée, avec le nombre de classes spécifié. Le modèle est déplacé sur le dispositif spécifié (GPU ou CPU).

```
# Initialize the model
model = AudioClassifier(num_classes).to(device)
```

- ✓ **Définition de la fonction de perte et de l'optimiseur :** La fonction de perte est définie comme la perte de l'entropie croisée (`CrossEntropyLoss`). L'optimiseur `Adam` est utilisé pour optimiser les paramètres du modèle avec un taux d'apprentissage de 0.001.

```
# Define the loss function and optimizer
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)
```

- ✓ **Boucle d'entraînement** : La boucle d'entraînement s'exécute pendant le nombre d'époques spécifié (`num_epochs`). Dans chaque époque, les données sont itérées à partir du `DataLoader`. Pour chaque lot de données, une passe en avant est effectuée, la perte est calculée, et une passe en arrière est effectuée pour mettre à jour les gradients et optimiser les paramètres du modèle.

```
# Training loop
total_steps = len(dataloader)
losses = []
accuracies = []

for epoch in range(num_epochs):
    epoch_loss = 0.0
    correct = 0
    total = 0

    for i, (waveforms, labels) in enumerate(dataloader):
        waveforms = waveforms.to(device)
        labels = labels.to(device)

        # Forward pass
        outputs = model(waveforms)
        loss = criterion(outputs, labels)

        # Backward and optimize
import matplotlib.pyplot as plt

# ...
num_epochs = 50
# Initialize lists to store loss and accuracy values
loss_values = []
accuracy_values = []
```

```

# ...

# Training loop
total_steps = len(dataloader)
for epoch in range(num_epochs):
    total_loss = 0
    correct = 0
    total = 0

    for i, (waveforms, labels) in enumerate(dataloader):
        waveforms = waveforms.to(device)
        labels = labels.to(device)

        # Convert model weights to cuda.FloatTensor
        model = model.to(device)

        # Forward pass
        outputs = model(waveforms)
        loss = criterion(outputs, labels)

        # Backward and optimize
        optimizer.zero_grad()
        loss.backward()
        optimizer.step()

    total_loss += loss.item()

```

- ✓ **Calcul de la précision :** Pendant la boucle d'entraînement, la précision est calculée en comparant les étiquettes prédites avec les étiquettes réelles. La précision est calculée comme le pourcentage de prédictions correctes parmi toutes les prédictions.

```

# Calculate accuracy
_, predicted = torch.max(outputs.data, 1)
total += labels.size(0)
correct += (predicted == labels).sum().item()

if (i + 1) % 10 == 0:

```

```

        print(f"Epoch [{epoch + 1}/{num_epochs}], Step [{i +
1}/{total_steps}], Loss: {loss.item()}")

    # Calculate epoch loss and accuracy
    epoch_loss = total_loss / total_steps
    epoch_accuracy = 100 * correct / total

    # Store loss and accuracy values
    loss_values.append(epoch_loss)
    accuracy_values.append(epoch_accuracy)

    print(f"Epoch [{epoch + 1}/{num_epochs}], Loss: {epoch_loss},
Accuracy: {epoch_accuracy}%")

# Plot loss and accuracy curves
plt.figure(figsize=(10, 5))

# Loss curve
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(loss_values)
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Loss')
plt.title('Training Loss Curve')

# Accuracy curve
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(accuracy_values)
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Accuracy (%)')
plt.title('Training Accuracy Curve')

plt.tight_layout()
plt.show()

# Save model
torch.save(model.state_dict(), "audio_classifier.pt")

```

Les mots "loss" et "accuracy" sont des termes couramment utilisés dans le domaine de l'apprentissage automatique (machine learning) pour évaluer les performances d'un modèle.

1. **Loss (perte)** : Le terme "loss" fait référence à la mesure de l'erreur ou de la divergence entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles (étiquettes) des données d'entraînement. L'objectif de l'apprentissage automatique est de minimiser cette perte. Différentes fonctions de perte sont utilisées en fonction du type de problème (classification, régression, etc.) et des caractéristiques spécifiques du modèle. Par exemple, dans une tâche de classification, la perte peut être mesurée à l'aide de la "Cross-Entropy Loss" ou de l'erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error) pour une tâche de régression.
2. **Accuracy (exactitude)** : L'accuracy (ou exactitude) est une mesure de la performance d'un modèle de classification. Elle représente le pourcentage de prédictions correctes par rapport au nombre total d'échantillons. Plus précisément, elle est calculée en divisant le nombre de prédictions correctes par le nombre total d'échantillons. L'accuracy est souvent utilisée pour évaluer et comparer les performances de différents modèles de classification. Cependant, il convient de noter que l'accuracy peut ne pas être une mesure appropriée lorsque les classes sont déséquilibrées.

En résumé, la "loss" mesure l'erreur du modèle par rapport aux données d'entraînement, tandis que l'"accuracy" quantifie la précision globale des prédictions d'un modèle de classification.

La discussion concernant les résultats fournis pourrait aborder plusieurs points. Voici quelques points clés à considérer :

- **Évolution de la perte (loss)** : La perte est une mesure de l'erreur du modèle lors de l'apprentissage. Dans les résultats donnés, on peut observer l'évolution de la perte au cours des différentes étapes (steps) et époques (epochs). On remarque que la perte diminue généralement au fil des étapes et époques, ce qui suggère une amélioration de la performance du modèle.
- **Variation de la perte** : On peut également noter qu'il y a des variations dans les valeurs de perte entre les étapes et les époques. Certaines étapes peuvent présenter une perte plus élevée que d'autres, ce qui peut être dû à la complexité des données ou à d'autres



facteurs. Il est important d'analyser ces variations pour comprendre comment le modèle se comporte lors de l'apprentissage.

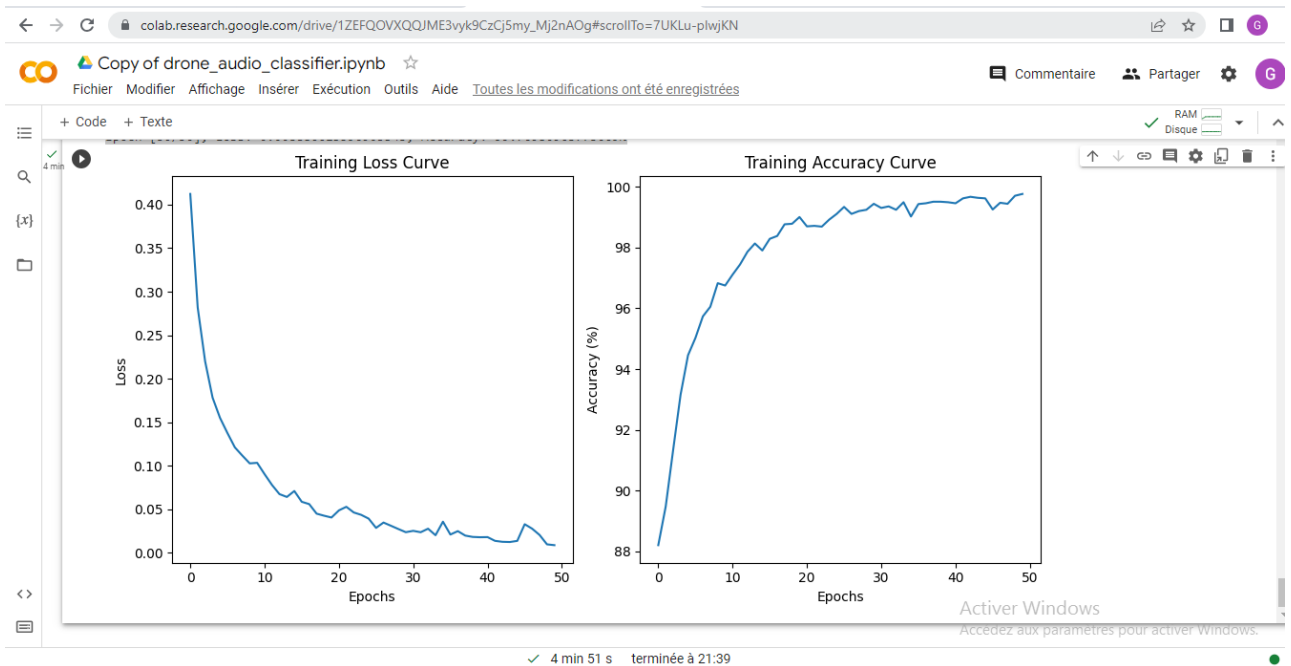
- **Précision (accuracy) :** L'accuracy est une mesure de la performance du modèle en termes de précision.
- Dans les résultats donnés, on peut observer l'accuracy atteinte à la fin de chaque époque. Une accuracy de 99.9743% à la fin de la première époque suggère que le modèle a réussi à classer correctement une grande majorité des exemples d'apprentissage.
- **Évolution de l'accuracy :** Il peut être intéressant d'analyser l'évolution de l'accuracy au fil des époques pour évaluer la progression du modèle. Si l'accuracy augmente régulièrement, cela indique que le modèle s'améliore au fur et à mesure de l'apprentissage. Cependant, si l'accuracy stagne ou diminue, cela peut être un signe de difficulté à apprendre certaines caractéristiques des données.

En analysant ces différents éléments, il est possible d'obtenir des informations sur la performance du modèle, son apprentissage et d'identifier d'éventuels problèmes ou améliorations à apporter.

### IV.3. Caractéristique de l'apprentissage

Nous avons utilisé l'apprentissage supervisé des données comme une méthode pour entraîner un modèle à classer des informations en fonction d'exemples étiquetés. Dans le cas spécifique de l'analyse de 366 sons différents, ces données peuvent être étiquetées avec deux catégories distinctes : "drone" et "unknown". Pour construire un modèle efficace, des enregistrements de sons de drones et d'autres sons inconnus sont nécessaires pour l'entraînement. Lors de la phase d'apprentissage, le modèle analyse les caractéristiques acoustiques des échantillons étiquetés et apprend à les associer aux étiquettes correspondantes. Une fois que le modèle est entraîné, il peut être utilisé pour prédire la classe d'appartenance des nouveaux sons inconnus. Cette approche de l'apprentissage supervisé permet d'automatiser la classification des sons et peut être appliquée à divers domaines, tels que la détection d'anomalies sonores ou le contrôle des nuisances sonores.

Loss: 0.0088%, Accuracy: 99.7693%



**Figure.IV.2:** les résultats d'apprentissage.

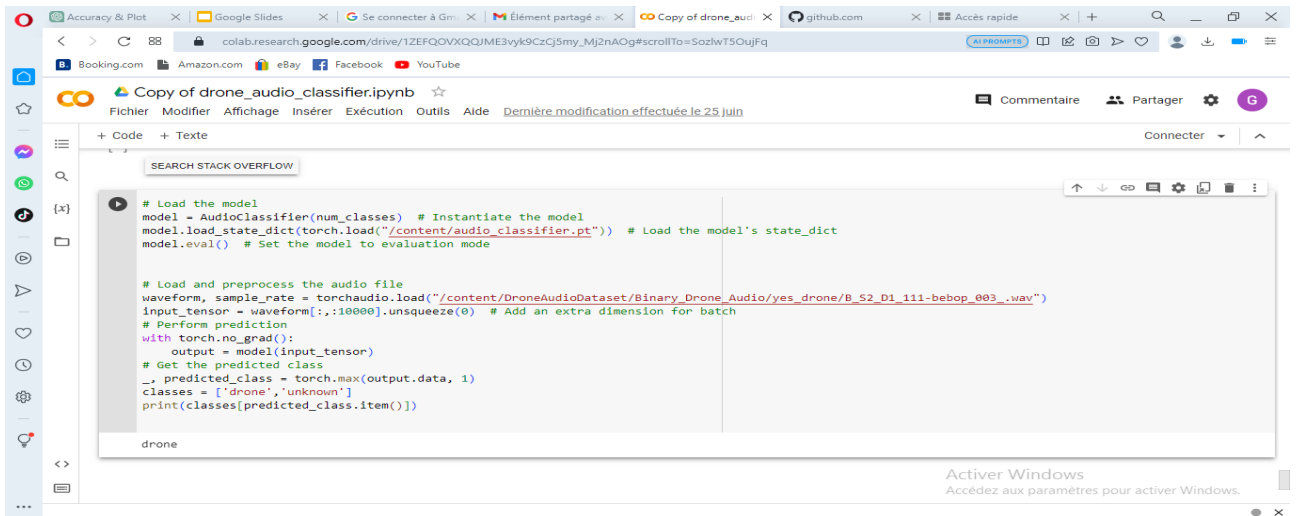
## IV.4. La validation de programme

```
# Load the model
model = AudioClassifier(num_classes) # Instantiate the model
model.load_state_dict(torch.load("/content/audio_classifier.pt")) #
Load the model's state_dict
model.eval() # Set the model to evaluation mode

# Load and preprocess the audio file
waveform, sample_rate =
torchaudio.load("/content/DroneAudioDataset/Binary_Drone_Audio/yes_dron
e/B_S2_D1_111-bebop_003_.wav")
input_tensor = waveform[:, :10000].unsqueeze(0) # Add an extra
dimension for batch
# Perform prediction
with torch.no_grad():
    output = model(input_tensor)
# Get the predicted class
_, predicted_class = torch.max(output.data, 1)
classes = ['drone', 'unknown']
```

## Chapitre IV : Détection acoustique de drone

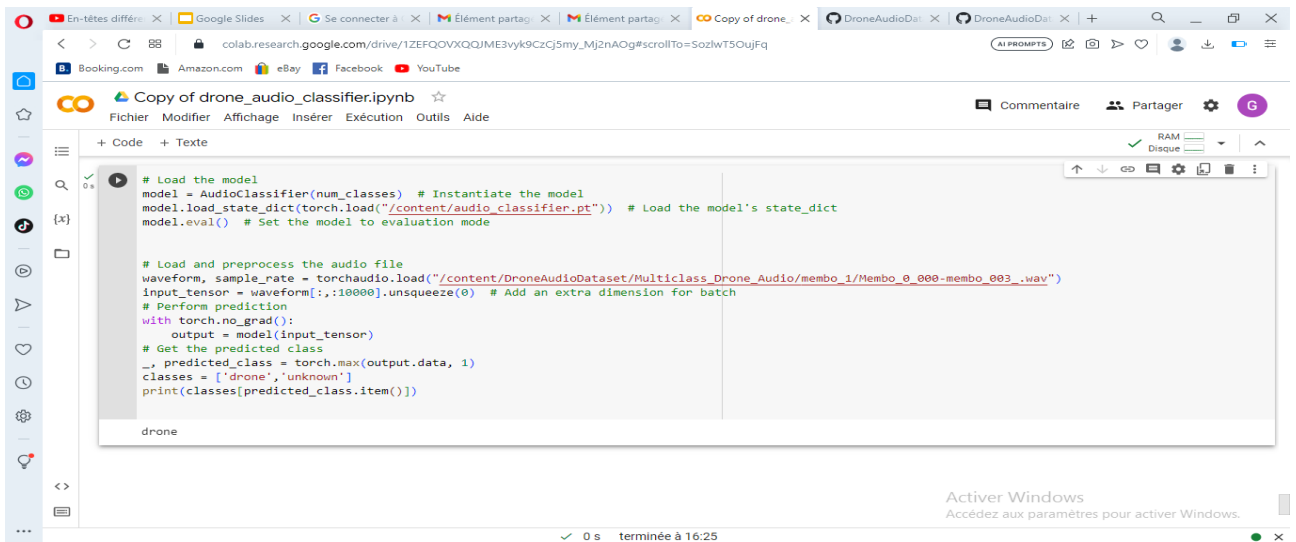
```
print(classes[predicted_class.item()])
```



```
# Load the model
model = AudioClassifier(num_classes) # Instantiate the model
model.load_state_dict(torch.load("/content/audio_classifier.pt")) # Load the model's state_dict
model.eval() # Set the model to evaluation mode

# Load and preprocess the audio file
waveform, sample_rate = torchaudio.load("/content/DroneAudioDataset/Binary_Drone_Audio/yes_drone/B_S2_D1_111-bebop_003_..wav")
input_tensor = waveform[:, :10000].unsqueeze(0) # Add an extra dimension for batch
# Perform prediction
with torch.no_grad():
    output = model(input_tensor)
# Get the predicted class
_, predicted_class = torch.max(output.data, 1)
classes = ['drone', 'unknown']
print(classes[predicted_class.item()])

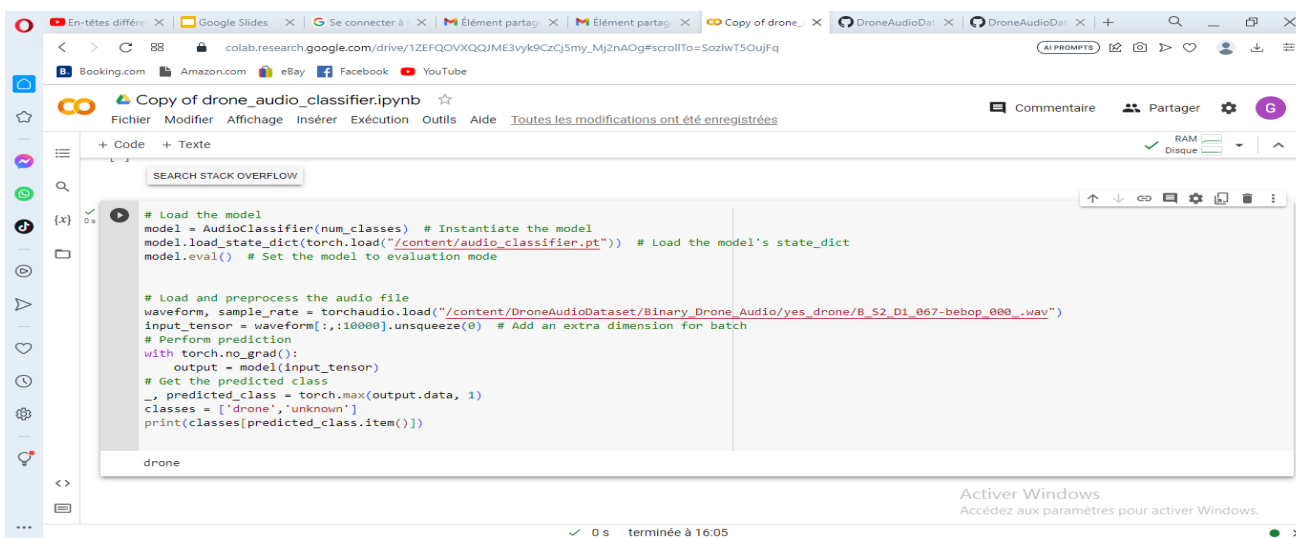
drone
```



```
# Load the model
model = AudioClassifier(num_classes) # Instantiate the model
model.load_state_dict(torch.load("/content/audio_classifier.pt")) # Load the model's state_dict
model.eval() # Set the model to evaluation mode

# Load and preprocess the audio file
waveform, sample_rate = torchaudio.load("/content/DroneAudioDataset/Multiclass_Drone_Audio/membo_1/Membo_0_000-membo_003_..wav")
input_tensor = waveform[:, :10000].unsqueeze(0) # Add an extra dimension for batch
# Perform prediction
with torch.no_grad():
    output = model(input_tensor)
# Get the predicted class
_, predicted_class = torch.max(output.data, 1)
classes = ['drone', 'unknown']
print(classes[predicted_class.item()])

drone
```

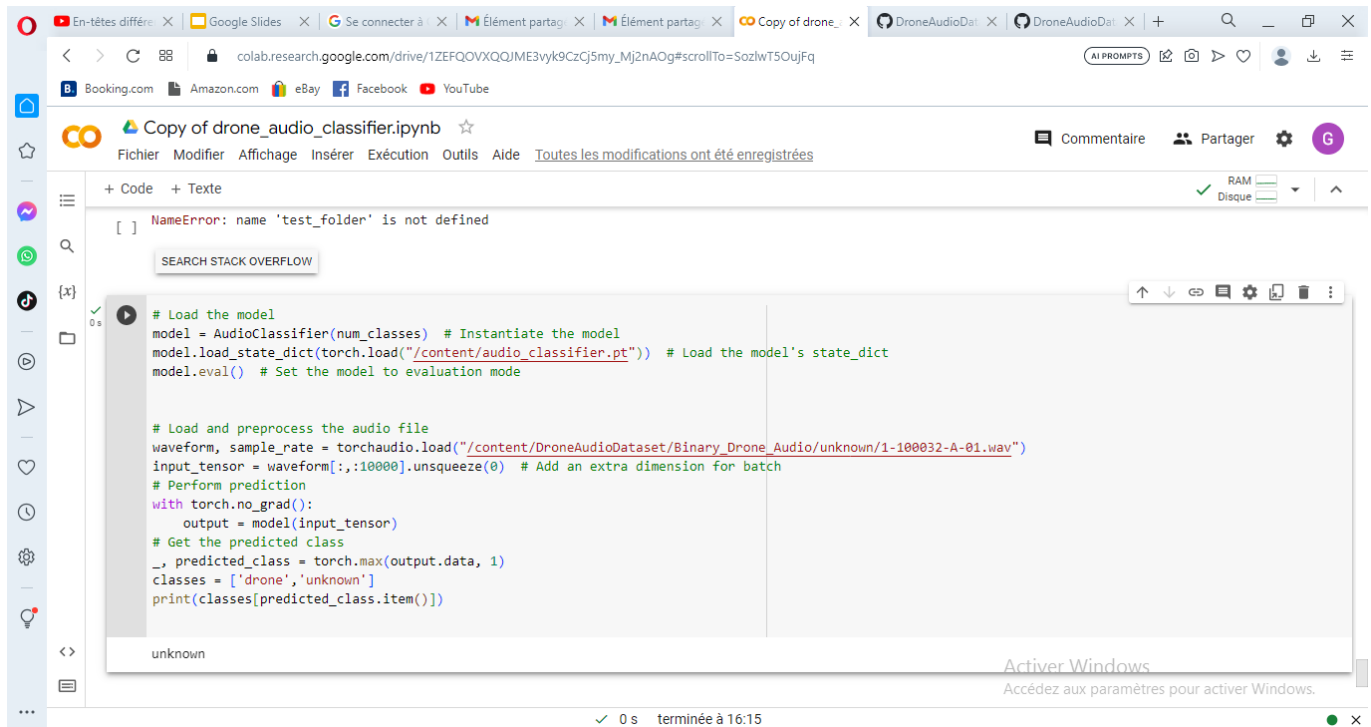


```
# Load the model
model = AudioClassifier(num_classes) # Instantiate the model
model.load_state_dict(torch.load("/content/audio_classifier.pt")) # Load the model's state_dict
model.eval() # Set the model to evaluation mode

# Load and preprocess the audio file
waveform, sample_rate = torchaudio.load("/content/DroneAudioDataset/Binary_Drone_Audio/yes_drone/B_S2_D1_067-bebop_000_..wav")
input_tensor = waveform[:, :10000].unsqueeze(0) # Add an extra dimension for batch
# Perform prediction
with torch.no_grad():
    output = model(input_tensor)
# Get the predicted class
_, predicted_class = torch.max(output.data, 1)
classes = ['drone', 'unknown']
print(classes[predicted_class.item()])

drone
```

A : drone



The screenshot shows a Jupyter Notebook interface with the following code and output:

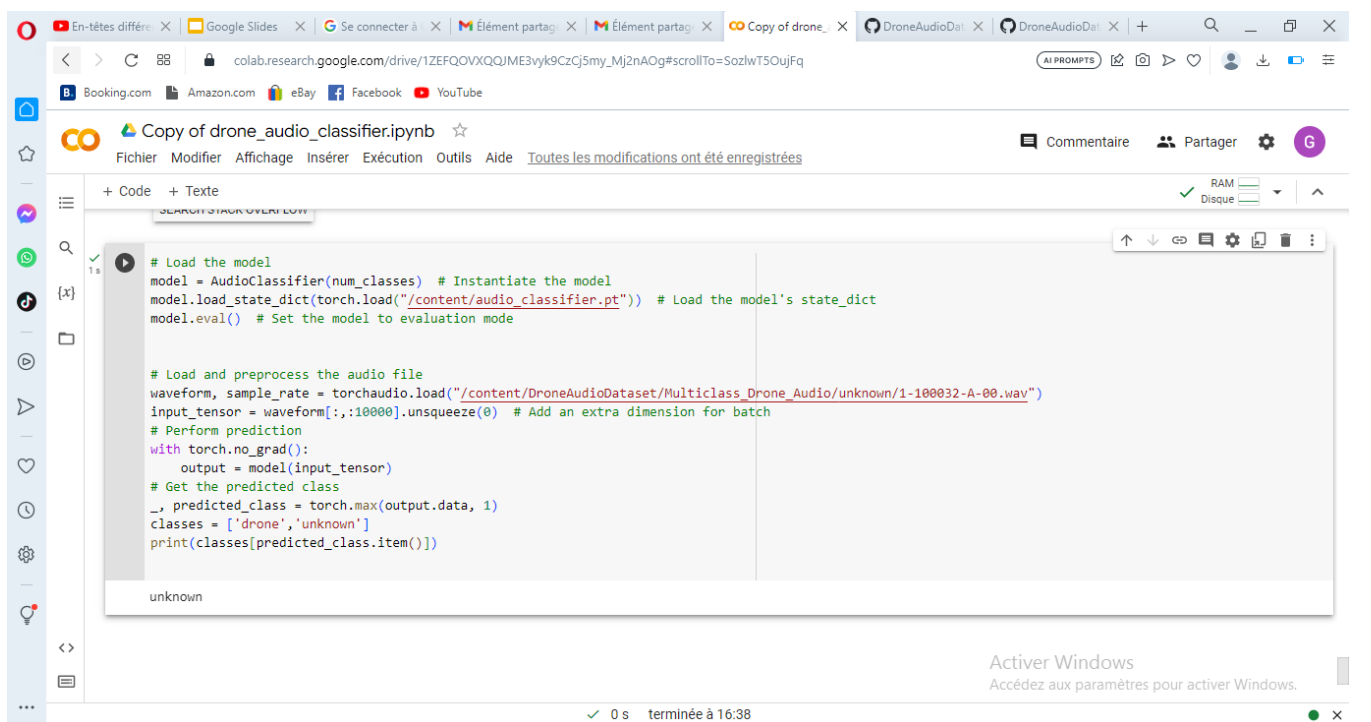
```
[ ] NameError: name 'test_folder' is not defined
```

```
# Load the model
model = AudioClassifier(num_classes) # Instantiate the model
model.load_state_dict(torch.load("/content/audio_classifier.pt")) # Load the model's state_dict
model.eval() # Set the model to evaluation mode

# Load and preprocess the audio file
waveform, sample_rate = torchaudio.load("/content/DroneAudioDataset/Binary_Drone_Audio/unknown/1-100032-A-01.wav")
input_tensor = waveform[:, :10000].unsqueeze(0) # Add an extra dimension for batch
# Perform prediction
with torch.no_grad():
    output = model(input_tensor)
# Get the predicted class
_, predicted_class = torch.max(output.data, 1)
classes = ['drone', 'unknown']
print(classes[predicted_class.item()])
```

unknown

0 s terminée à 16:15



The screenshot shows a Jupyter Notebook interface with the following code and output:

```
# Load the model
model = AudioClassifier(num_classes) # Instantiate the model
model.load_state_dict(torch.load("/content/audio_classifier.pt")) # Load the model's state_dict
model.eval() # Set the model to evaluation mode

# Load and preprocess the audio file
waveform, sample_rate = torchaudio.load("/content/DroneAudioDataset/Multiclass_Drone_Audio/unknown/1-100032-A-00.wav")
input_tensor = waveform[:, :10000].unsqueeze(0) # Add an extra dimension for batch
# Perform prediction
with torch.no_grad():
    output = model(input_tensor)
# Get the predicted class
_, predicted_class = torch.max(output.data, 1)
classes = ['drone', 'unknown']
print(classes[predicted_class.item()])
```

unknown

0 s terminée à 16:38

B : Unknown (animales et insectes)

```

# Validation loop
model.eval() # Set the model to evaluation mode
total_correct = 0
total_samples = 0

with torch.no_grad():
    for waveforms, labels in dataloader:
        waveforms = waveforms.to(device)
        labels = labels.to(device)

        # Forward pass
        outputs = model(waveforms)
        _, predicted = torch.max(outputs.data, 1)

        total_samples += labels.size(0)
        total_correct += (predicted == labels).sum().item()

# Calculate the accuracy
accuracy = 100 * total_correct / total_samples
print(f"Validation Accuracy: {accuracy}%")

```

Validation Accuracy: 99.92318321257689%

**Figure.IV.3:** les résultats de validation du programme.

### Discutions :

La réussite d'un test de programme qui fonctionne parfaitement ou d'un programme validé est un témoignage de l'efficacité et de la qualité du travail accompli. Une telle réussite témoigne également de la rigueur et de la précision des tests effectués, ainsi que de la capacité du programme à répondre aux attentes des utilisateurs. C'est une étape cruciale pour garantir que le programme est prêt à être utilisé dans des situations réelles et qu'il peut accomplir les tâches pour lesquelles il a été conçu avec succès.

### IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons réussi à développer et à valider un programme performant à base de CNN. Ces résultats prometteurs ouvrent la voie à de nombreuses applications pratiques dans le domaine de la sécurité et de la surveillance on utilisant l'apprentissage supervisé.

# CONCLUSION GENERALE

### Conclusion générale

Au cours de cette étude, nous avons pris conscience des multiples dangers que peuvent représenter les drones, indépendamment de leur taille, de leur type ou de leur architecture. Ces dangers sont liés à la sécurité aérienne, à la sécurité civile, aux sites critiques, aux activités illégales dans les prisons et à l'espionnage. Cela a conduit la communauté scientifique à développer plusieurs détecteurs de drones, tels que les détecteurs visuels, acoustiques, radar et par radiofréquence. Cependant, les techniques actuelles utilisées pour la détection sont encore insuffisantes, limitées et dépendantes des marchés grand public.

Dans notre travail, nous avons développé plusieurs programmes en utilisant Python et présenté plusieurs algorithmes possibles pour analyser les signaux sonores des drones. Nous avons également réalisé des représentations temporelles et fréquentielles en 2D et en 3D sur différentes sources sonores présentes dans l'ambiance acoustique. L'objectif était de différencier les empreintes acoustiques des drones des autres sons environnants.

Le dernier chapitre a abordé la représentation en 3D grâce au spectrogramme, qui fournit des informations essentielles sur l'enveloppe du signal et l'intensité à chaque point. Les spectrogrammes générés par le logiciel Audacity se sont révélés meilleurs que ceux produits par Python, car Audacity offre une visualisation multi-vues du signal, incluant le spectrogramme, l'enveloppe et l'écoute audio.

En ce qui concerne la détection des drones, nous avons obtenu de bons résultats en utilisant la corrélation après avoir décomposé le signal en deux parties distinctes : le son du moteur, qui occupe un spectre de fréquences variable, et le son des hélices, dont le spectre commence à partir de 1500 Hz. Nous avons utilisé des filtres RII passe-bas et passe-haut pour séparer ces deux composantes sonores du drone.

Les méthodes de détection sonore nécessitent une base de données de signatures acoustiques pour tous les types de drones à détecter. Cependant, ces détecteurs sonores peuvent être sensibles au bruit ambiant, ce qui affecte leurs performances. Pour améliorer la fiabilité de détection acoustique.

REFERENCES  
BIBLIOGRAPHIQUES



- [1] : l'Ornera, Conférence : Mieux connaître les drones Avant-propos 2005, [https://www.onera.fr/sites/default/files/ressources\\_documentaires/](https://www.onera.fr/sites/default/files/ressources_documentaires/), consulté le 10/02/2023
- [2] : Syndicat Mixte de l'Argens, le CESIR / Entente de Valabre et la mission « inondation arc méditerranéen » de la DREAL Provence-Alpes-Côte, Rapport de synthèse « DRONE ET RISQUE INONDATION » août 2018, <https://catastrophes-naturelles.ccr.fr/documents/> consulté le : 11/02/2023.
- [3] : Copyright 2019 Sphyrna Odyssey, <http://www.sphyrna-odyssey.com/about/presentation> consulté le : 11/02/2023.
- [4] : Wikipédia sous licence CC-BY-SA 3.0, Drone - Définition et Explications, <https://www.techno-science.net/glossaire-definition/Drone-page-2.html> consulté le : 20/02/2023.
- [5] : AFCadillac.net composition\_d'un\_drone, <http://www.afcadillac.net> > [\\_serveurs](#) consulté le 11/02/2023
- [6] : 20 Minutes avec agences, Belgique : Une livraison de drogue par drone en prison vire au fiasco, Publié le 15/05/20, <https://www.20minutes.fr/insolite/>, consulté le : 20/02/2023.
- [7] : Fred, Un Prisonnier Aurait Utilisé Un Drone Pour S'échapper D'une Prison De Haute Sécurité, 9 juillet, 2017, <https://www.fredzone.org/>, consulté le : 14/02/2023.
- [8]: Drone/UAV Detection and Tracking, <https://www.hghinfrared.com/Applications/Security/>, consulté le : 20/02/2023.
- [9] : Système de détection anti drone DJI Aéroscope, <https://www.flyingeye.fr/> consulté le : 19/02/2023.
- [10] : Julien LICOURT, Drones : « On cherche à tester les services de renseignement français », le figaro magazine, le 24 février 2015.
- [11]: BILAL TAHA ET ABDULHADI SHOUFAN, Machine Learning-Based Drone Detection and Classification: State-Of-The-Art in Research, September 23/2019 IEEE Access Consulté le: 29/02/2023.
- [12] : FRC Neurodon, federation pour la recherche sur le cerveau consulté le : 15/03/2023 <https://www.frcneurodon.org/comprendre-le-cerveau/a-la-decouverte-du-cerveau/le-neurone/>.
- [13] : IBM Société International Business Machines Corporation, connue sous le sigle IBM, est une société multinationale américaine présente dans les domaines du matériel informatique, du logiciel et des services informatiques, consulté le 15/03/2023 :

[https://www.ibm.com/docs/fr/SS3RA7\\_sub/modeler\\_mainhelp\\_client\\_ddita/components/neuralnet/idh\\_neuralnet\\_stopping\\_rules.html](https://www.ibm.com/docs/fr/SS3RA7_sub/modeler_mainhelp_client_ddita/components/neuralnet/idh_neuralnet_stopping_rules.html)

[14] : apiacoa.org a été indexé pour la première fois par Google il y a plus de 10 ans consulté le 17/03/2023, <https://www-lisic.univ-littoral.fr/~verel/TEACHING/14-15/IASF-M1app/cm09>.

[15] : Chat GPT (Generative Pre-trained Transformer) est un modèle de langage développé par OpenAI. Il est basé sur l'architecture GPT-3.5 et a été entraîné sur un vaste corpus de texte jusqu'à une date de coupure des connaissances en septembre 2021, consulté le 29/06/2023, le site web d'OpenAI (<https://openai.com/>)

[16] : its-acoustique.fr a été indexé pour la première fois par Google il y a plus de 10 ans, consulté le : 17/03/2023, <https://www.its-acoustique.fr/fr/complements/glossaire/champ-acoustique.html>.

[17]: FIG 6 - uploaded by [Nazha Selmaoui](#) Content may be subject to copyright. Consulté le: 17/03/2023,

# ANNEXES

## Annexe A

### L'empreinte acoustique

#### Définition

Une empreinte acoustique est un résumé numérique généré à partir d'un signal audio. Cette empreinte permet d'identifier un échantillon sonore, ou de localiser une séquence sonore dans une base de données audio.

#### Applications

Les utilisations pratiques sont multiples, par exemple :

- ✓ l'identification de chansons
- ✓ l'enregistrement vocal
- ✓ l'émission radio
- ✓ l'effet sonore de séquences vidéo

#### Caractéristiques

Une empreinte acoustique doit être :

- Spécifique :

L'empreinte doit être assez précise pour que deux sons très différents n'aient pas la même empreinte.

- Efficace :

L'empreinte doit être facile à calculer et facile à stocker, c'est-à-dire compacte, courte.

- Robuste :

Un algorithme d'empreinte acoustique doit tenir compte des caractéristiques audibles du son. Si deux échantillons sont perçus comme identiques par l'oreille humaine, leur empreinte doit être égale ou très proche, même si leur représentation numérique est très différente.

La plupart des techniques de compression audio (MP3, WAV, OGG) produisent des changements importants dans l'encodage binaire d'un fichier audio. Un bon algorithme d'empreinte acoustique va permettre d'identifier un enregistrement même après qu'il ait subi une telle compression. Une légère variation de vitesse ou un bruit léger doit aussi ne pas trop changer l'empreinte.

### Type de drone et empreinte acoustique

Les drones de grande et moyenne taille possèdent des sons similaires à ceux des aérodynes avec équipage embarqué, déjà bien connus.

Les drones de petite taille, accessibles au grand public sont tous équipés d'une ou plusieurs hélices, qu'ils soient à voilure fixe ou tournante. Le bruit des hélices résulte de deux contributions :

- La première contribution, de type harmonique (tonale), est liée à la fréquence de passage des pales. De nature périodique, ce bruit présente un spectre de fréquences discrètes qui dépend de l'épaisseur et de la surface de la lame. Cette émission d'un son en spectre de raies harmoniques peut par ailleurs posséder une directivité assez marquée, variable en fonction de la fréquence des raies, ce qui induit une signature acoustique assez variable suivant la position du drone par rapport au capteur acoustique.
- La seconde contribution est un bruit large bande induit par un flux turbulent, présente un comportement de spectre large bande continu dans le domaine fréquentiel. Le bruit des moteurs est très dépendant de la technologie utilisée ; les moteurs électriques équipant les drones de petite taille sont silencieux, tandis que les moteurs thermiques, équipant certains drones aériens, sont eux beaucoup plus bruyants, même si le bruit d'échappement des moteurs thermiques ne contribue pas de manière majoritaire, et que même dans ce cas, les composantes tonales émergent la plupart du temps.

### Annexe B

#### CNN

CNN est l'acronyme de "Convolutional Neural Network" (réseau neuronal convolutif en français). Il s'agit d'une architecture de réseau de neurones artificiels souvent utilisée pour le traitement des images et la vision par ordinateur. Les CNN sont conçus pour reconnaître et extraire des motifs et des caractéristiques des données d'entrée.

**1. Structure :** Un CNN est composé de différentes couches, notamment des couches de convolution, de pooling et de neurones entièrement connectés. Les couches de convolution appliquent des filtres pour extraire des caractéristiques à partir de l'image d'entrée. Les couches de pooling réduisent la taille spatiale des caractéristiques extraites, tandis que les couches entièrement connectées effectuent la classification finale.

**2. Convolution :** La couche de convolution est la principale caractéristique d'un CNN. Elle applique un filtre à travers l'image d'entrée, ce qui permet de détecter des caractéristiques locales, telles que des bords, des textures ou des formes. Les filtres sont appris automatiquement par le réseau neuronal pendant l'entraînement.

**3. Pooling :** Les couches de pooling réduisent la dimension spatiale des caractéristiques extraites par les couches de convolution. Elles permettent de réduire la quantité de paramètres et de rendre le modèle plus robuste aux variations mineures dans l'image.

**4. Apprentissage :** Les CNN sont généralement entraînés à l'aide d'un algorithme appelé "back propagation" en utilisant un ensemble de données étiquetées. L'entraînement se fait par itérations successives où le modèle ajuste les poids de ses neurones pour minimiser une fonction de perte, telle que l'erreur de classification.

**5. Applications :** Les CNN sont largement utilisés dans divers domaines, tels que la reconnaissance d'images, la détection d'objets, la classification d'images, la segmentation sémantique, la reconnaissance de visages, etc. Ils ont également été étendus à d'autres types de données, comme la vidéo et le traitement du langage naturel.

**6. Pré-entraînement et transfert de connaissances :** En raison de la complexité des CNN, il est courant d'utiliser des modèles pré-entraînés sur de grands ensembles de données, tels que ImageNet. Ces modèles pré-entraînés peuvent ensuite être utilisés comme point de départ pour des tâches spécifiques, en transférant les connaissances déjà acquises.

Les CNN ont révolutionné le domaine de la vision par ordinateur en permettant des avancées significatives dans la reconnaissance d'images et la compréhension visuelle. Ils ont été utilisés avec succès dans de nombreux problèmes complexes et continuent d'être une technique clé dans le domaine de l'apprentissage automatique.