

REPOBLIKAN'I MADAGASIKARA
Fitiavana – Tanindrazana – Fandrosoana
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE D'ANTSIRANANA
ECOLE DOCTORALE THEMATIQUE « ENERGIES
RENOUVELABLES ET ENVIRONNEMENT »

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE D'ANTSIRANANA

Domaine : SCIENCE et TECHNOLOGIE

Option : Informatique – Electronique – Environnement

**Surveillance de déforestation par système intégré
dans des zones forestières**

Thèse présentée et soutenue publiquement par

RAMANAN'HAJA Hery Tina

le ____ Septembre 2024

Co-dirigée par :

M. RAZAFIMAHENINA Jean Marie, Professeur Titulaire à l'Université d'Antsirana

Mme RAOELIVOLOLONA Rakotobe Tefy, Maître de Conférence à l'Université d'Antsirana

REPOBLIKAN'I MADAGASIKARA
Fitiavana – Tanindrazana – Fandrosoana
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE D'ANTSIRANANA
ECOLE DOCTORALE THEMATIQUE « ENERGIES
RENOUVELABLES ET ENVIRONNEMENT »

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE D'ANTSIRANANA

Domaine : SCIENCE et TECHNOLOGIE

Option : Informatique – Electronique – Environnement

**Surveillance de déforestation par système intégré
dans des zones forestières**

Thèse présentée et soutenue publiquement par

RAMANAN'HAJA Hery Tina

le ____ Septembre 2024

Devant le Jury composé de :

		Président
M. RAZAFIMAHENINA Jean Marie,	Professeur Titulaire	Directeur de thèse
Mme RAOELIVOLOLONA Rakotobe Tefy,	Maître de Conférence	Co-Directeur de thèse
		Rapporteur interne
		Rapporteur externe
		Examineur
		Examineur

Remerciements

Au terme de cette recherche, je souhaite exprimer ma profonde gratitude envers toutes les institutions et personnes physique, morale, spirituel qui ont rendu possible l'accomplissement de cette thèse.

Je suis particulièrement reconnaissant envers le **Professeur RAZAFINJAKA Nirinarison Jean**, Directeur de l'École Doctorale Thématique "Energies Renouvelables et Environnement", pour son soutien et ses conseils précieux tout au long de mon parcours académique.

Mes remerciements vont également au **Professeur Titulaire RAZAFIMAHENINA Jean Marie** et au **Docteur RAOELIVOLOLONA Rakotobe Tefy** pour leur engagement et leurs conseils avisés durant cette recherche.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance envers tous les membres de la commission de thèse de l'École Doctorale Thématique « Énergie Renouvelable et Environnement » (EDT-ENRE) pour leur temps et réflexion précieux lors de l'évaluation de ce travail.

Un grand merci à toute l'équipe de l'École Supérieure Polytechnique d'Antsiranana dirigée par le **Docteur ANDRIAMIHARINJAKA Andrianina Rakotonirina Fitiavana Hasina**, pour leur soutien constant tout au long de cette période de recherche.

Je tiens à exprimer mes sincères remerciements à l'Association Madagascar National Parks, sous la direction inspirante de **Mme. BIKINY Candicia**, ainsi qu'à toute son équipe pour avoir généreusement accordé l'accès et autorisé l'exploitation du Parc de la Montagne d'Ambre. Leur précieuse collaboration a été essentielle dans le développement de ce travail en tant que laboratoire vivant.

Je suis reconnaissant envers le gouvernement français pour la Bourse du Gouvernement Français (**BGF**) et le Service de Coopération et d'Action Culturelle (**SCAC**) de l'Ambassade de France à Madagascar pour leur généreux financement qui a rendu possible mon séjour de recherche à l'Université d'Orléans.

Mes sincères remerciements vont également au **Professeur Youssef KEBBATI** du Laboratoire de Physique et Chimie de l'Environnement et de l'Espace (LPC2E), ainsi qu'à Monsieur Damien AUDOUX, pour leur soutien et leur expertise précieuse. Un merci spécial à **Monsieur Walid** pour son assistance administrative et logistique à l'Université d'Orléans.

Je souhaite exprimer ma gratitude envers l'Équipe Liturgique Jeune de la Paroisse Saint Paternelle d'Orléans, en particulier le groupe de Jeune Professionnels chrétiens JAVA (Jeune Adulte dans la Vie Active) accompagné par **Frère Jean Simon** du Diocèse d'Orléans, pour leur accueil chaleureux et leur soutien spirituel.

Je tiens à exprimer ma gratitude envers les membres de l'Aumônerie Catholique Universitaire d'Antsiranana de la Paroisse Saint Thomas d'Aquin, sous la guidance de l'Aumônier **Père Simon ZAFISORATRA**, pour leurs prières constantes. Leur fervente intercession parvient à percer les cieux pour que je sois béni.

Je souhaite exprimer ma gratitude à l'association **FIMAFIFI** (Fikambanan'ny Mpianatra avy amin'ny FARitany Fianarantsoa) et à tous ses membres pour leur soutien continu et les activités stimulantes qu'ils ont organisées. Leur partage m'a permis de me ressourcer et de puiser l'inspiration nécessaire.

Enfin, je dédie une reconnaissance toute particulière à mon **Epouse**, à mon fils **Herintsoa** à ma fille **Itsiky** et au reste de ma famille, pour leur soutien inconditionnel et leur compréhension. Leurs sacrifices ont été la pierre angulaire de cette thèse.

Je termine en exprimant ma gratitude envers le **ZANAHARY, Tout Puissant**, pour sa présence réconfortante tout au long de cette aventure. Et que chacun d'entre vous soit béni pour avoir été un pilier de ce travail, et que sa paix et sa joie vous accompagnent.

Ramanan'Haja

Liste des Publications et Communications

Le travail présenté dans cette thèse a donné lieu à un certain nombre de publications et de communications :

1. Aicha Yvanna Rasoarimanana, Manankaja Rongatry Mahazomila, Rovamanjaka Onjamalala Lucas Rollandros Ravoniharinaivo, **Hery Tina Ramanan'haja**, Hasina Andrianina Rakotonirina Fitiavana Andriamiharinjaka, Youssef Kebbati, Odette Fokapu, *Smart Mini Solar Dryer for Laboratory Pilot*, International Journal Of Engineering Research & Technology (Ijert), Volume 13, Issue 05 (May 2024).
2. Raonirivo N. Rakotoarijaona, Mamisoa Randriamparany, **Hery Tina Ramanan'Haja**, Rakotobe Tefy Raelivololona, *Cartographie par images satellites des foyers de mangroves à Madagascar dans Google Earth Engine*, Colloque international à l'Université d'Antsiranana sur les enjeux sociétaux et technologiques à l'épreuve du développement numérique dans l'océan Indien et en Afrique. Antsiranana, Madagascar, Mars 2024.
3. **Hery Tina Ramanan'Haja**, Youssef Kebbati, Damien Audoux, Odette Fokapu, Rakotobe Tefy Raelivololona, Jean Marie Razafimahenina, 2023, *Evaluating Energy and Sizing of Electronic System For Environmental Monitoring In Madagascar Forest*, International Journal Of Engineering Research & Technology (IJERT), Volume 12, Issue 11 (November 2023).
4. **Hery Tina Ramanan'Haja**, Maheritiana Jonathan Jérémie Randriarison, Rakotobe Tefy Raelivololona, Odette Fokapu, Youssef Kebbati, Jean Marie Razafimahenina, 2023, *Environmental monitoring by sound source detection using machine learning*, International Journal Of Engineering Research & Technology (IJERT), Volume 12, Issue 10 (October 2023).
5. **Ramanan'haja Hery Tina**, Antonio Prosper Zara, Rakotobe Tefy Raelivololona, Jean Marie Razafimahenina, *Analyse de source sonore pour une prévention des infractions forestières par intelligence artificielle. Cas d'étude : détection de découpe d'arbre*, 6^{ème} édition des Doctoriales sur le développement durable du monde rural, Antsiranana, Décembre 2020.
6. Mamisoa Randriamparany, Justin Ratsaramody, Michel Aime Randriazanamparany, **Hery Tina Ramanan'haja**, *Cartographie et évaluation rapides des dégâts d'une inondation avec des données gratuites et logiciels libres : cas de la zone inondable du Sambirano*, Madagascar, Afrique Science, ISSN 1813-548X, Vol 15, Issue 2, 2019, pp 24-31.

Liste des figures

FIGURE 0.1. Localisation du parc national Montagne d'Ambre.....	2
FIGURE 1.1. Illustration du cycle de l'eau.....	9
FIGURE 1.2. Statistique de la liste noire des espèces (a) végétales et (b) animales menacées de l'IUCN	10
FIGURE 1.3. Statistique de visite des aires protégés gérés par le Madagascar National Parks	11
FIGURE 1.4. Processus de télédétection	13
FIGURE 2.1. Vue d'ensemble du système de surveillance.....	27
FIGURE 2.2. Composants matériels du système de surveillance.....	28
FIGURE 2.3. Algorithme de déclenchement d'alarme locale	29
FIGURE 2.4. Diagramme schématique d'un microphone à électret	34
FIGURE 2.5. Comparaison de la tension à circuit ouvert entre un panneau situé dans une zone ombragée et un panneau exposé à la lumière directe du soleil	41
FIGURE 2.6. Comparaison du courant de court-circuit entre un panneau situé dans une zone ombragée et un panneau exposé à la lumière directe du soleil	41
FIGURE 2.7. Comparaison de puissance entre le panneau situé dans une zone ombragée et le panneau exposé à la lumière directe du soleil.....	42
FIGURE 3.1. Illustration du principe de SVM : Recherche d'hyperplan de séparation des données	49
FIGURE 3.2. Illustration de k-NN : Recherche du plus proche voisin.....	49
FIGURE 3.3. Illustration d'algorithme ensembliste.....	50
FIGURE 3.4. Visualisation de l'enveloppe du signal sonore (représentée en rouge) par rapport au signal sonore lui-même (représenté en bleu)	51
FIGURE 3.5. Exemple de son (à gauche) et du spectre sonore correspondant (à droite).....	51
FIGURE 3.6. Principe de base de la Machine Learning	56
FIGURE 3.7. Illustration d'algorithme de machine learning	56
FIGURE 3.8. Etape de conception de modèle d'apprentissage automatique	58
FIGURE 3.9. Synthèse des étapes de la conception du modèle.....	59
FIGURE 3.10. Mise en évidence des pics détectés.....	60
FIGURE 3.11. Mise en évidence des données fenêtrées.....	61
FIGURE 3.12. Estimation de l'influence des caractéristiques	63
FIGURE 3.13. Comparaison des métriques des méthodes testées.....	66
FIGURE 4.1. Délimitation administrative du parc national Montagne d'Ambre.....	72
FIGURE 4.2. Couche vectorielle d'analyse du parc national Montagne d'Ambre.....	72

FIGURE 4.3. Illustration des images Landsat7, 8 et 9	73
FIGURE 4.4. Algorithme de l'analyse de l'évolution de la déforestation dans le parc national Montagne d'Ambre	75
FIGURE 4.5. Cartographie de l'évolution de la déforestation et répartition par niveau	76
FIGURE 4.6. Tracé de marquage déploiement sur la carte de déforestation de la zone 4.....	77
FIGURE 4.7. Illustration de la transmission des données du capteur vers la station centrale	77
FIGURE 4.8. Disposition des capteurs de base sur la zone d'étude.....	78
FIGURE 4.9. Illustration de l'acheminement des données par la structure en chaîne	79
FIGURE 4.10. Illustration de sous-réseau structuré en maille.....	84
FIGURE 4.11. Illustration de sous-réseau structuré en chaîne	85
FIGURE 4.12. Algorithme d'attribution de profondeur par capteur côté collecteur	85
FIGURE 4.13. Algorithme d'attribution de profondeur côté capteur.....	86
FIGURE 4.14. Résultat de l'attribution de profondeur sur un exemple de structure en chaîne	86
FIGURE 4.15. Description des indications sur un nœud capteur	87
FIGURE 4.16. Illustration d'un routage de signalisation de détection sur une structure en chaîne	87
FIGURE 4.17. Test de performance par rapport à une défaillance de nœud capteur sur une structure en chaîne	87
FIGURE 4.18. Analyse de détection dans une intersection de champ de captage de deux nœuds.....	88
FIGURE 4.19. Résultat de l'attribution de profondeur sur un exemple de structure en maille.....	88
FIGURE 4.20. Illustration d'un routage de signalisation de détection sur une structure en maille	89
FIGURE 4.21. Test de performance par rapport à une défaillance de nœud collecteur sur une structure en maille	89

Liste des tableaux

TABEAU 1.1. Perte de sol dans le bassin versant du Haut Anger Ethiopie	8
TABEAU 1.2. Superficie impactée par la perte du sol	8
TABEAU 1.3. Répartition des espèces à Madagascar en 2021	9
TABEAU 1.4. Liste des capteurs courantes en traitement d'imagerie satellite.....	13
TABEAU 2.1. Description de différents microphones courants en surveillance environnementale terrestre.....	31
TABEAU 2.2. Tableau de présentation des potentiels microcontrôleurs pour la surveillance environnementale	33
TABEAU 2.3. Caractéristiques techniques de Raspberry Pi 3B+	34
TABEAU 2.4. Caractéristiques techniques des composants du système électronique	35
TABEAU 2.5. Consommation d'énergie par composant sur une période de 24 heures en surveillance ininterrompue	36
TABEAU 2.6. Calcul du temps d'utilisation des composants	36
TABEAU 2.7. Consommation d'énergie par composants sur une période de 24 heures avec un suivi optimisé	37
TABEAU 2.8. Caractéristiques du panneau.....	38
TABEAU 2.9. Données d'un panneau solaire en plein soleil.....	39
TABEAU 2.10. Données provenant d'un panneau solaire placé dans un endroit ombragé	40
TABEAU 2.11. Irradiation globale et température du Parc de la Montagne d'Ambre.....	43
TABEAU 2.12. Évaluation du courant maximal	45
TABEAU 3.1. Nombre de segments de son collectés.....	59
TABEAU 3.2. Catalogue des données collectées	61
TABEAU 3.3. Répartition de l'ensemble des données.....	62
TABEAU 3.4. RECAPITULATION DE LA MATRICE DE CONFUSION	65
TABEAU 3.5. RESULTAT DES METRIQUES	65
TABEAU 4.1. Liste des capteurs du sous-réseau N°1	81
TABEAU 4.2. Liste des capteurs du sous réseau N°2	82
TABEAU 4.3. Liste des capteurs du sous réseau N°3	82
TABEAU 4.4. Liste des capteurs du sous réseau N°4	82
TABEAU 4.5. Liste des capteurs du sous réseau N°5	83
TABEAU 4.6. Liste des capteurs du sous réseau N°6	83
TABEAU 4.7. Liste des capteurs du sous réseau N°7	83

TABLEAU 4.8. Liste des capteurs du sous réseau N°8	84
TABLEAU 4.9. Récapitulation de la description des sous-réseaux	90
TABLEAU A.1. Coordonnées des capteurs de base	96
TABLEAU A.2. Coordonnées des capteurs de redondance	97

Liste des symboles et acronymes

Symboles

E : Energie totale (formule générale)

P_i : Puissance active pour chaque composant

T_i : Temps d'utilisation de chaque composant (en une journée)

P_{max} : Puissance maximale (du panneau)

I_{cc} : Courant de court-circuit

V_{pm} : Tension de puissance maximale

I_{pm} : Courant de puissance maximale

V_{co} : Tension en circuit ouvert

E_{tot} : Energie totale (nécessaire)

P_{pan} : Puissance crête du panneau

E_{cj} : Energie consommée par le système (quotidiennement)

h : Heure d'ensoleillement

$Ratio_{perf}$: Ratio de performance du panneau

P_{SP} : Puissance du panneau en zone ombragée

C_{min} : Capacité minimale de la batterie

C_{max} : Capacité maximale de la batterie

$sgn()$: Fonction signe

$x[n]$: Valeur du signal au temps n

C : Centre de masse spectral

B : Largeur de bande spectrale

R : Concentration d'énergie spectrale

$X(f)$: Transformé de Fourier à court terme

$M(f)$: Spectre de puissance pondéré par l'échelle de Mel

$H_m(f)$: Filtre triangulaire de Mel correspondant à la bande m

$L(f)$: Transformée logarithmique du spectre de Mel

Acronymes

AOD : Aerosol Optical Depth

AP : Aire Protégée

AVIRIS : Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer

BAD : Banque Africaine de Développement

BAU : Scénario BAU ou Business As Usual

BD : Bulk Density - Densité apparente

BLE : Bluetooth Low Energy

CALIPSO : Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observation

CCNUCC : Convention-cadre des Nations Unies sur les changements climatiques

CDB : Convention sur le Diversité Biologique

CITES : Convention on International Trade in Endangered Species

CLP : Comité Local du Parc

COP21 : 21^{ème} Conférence des Parties

CR : Critically Endangered

CSI : Camera Serial Interface
CE : Conductivité Electrique
EN : Endangered
FIRMS : Fire Information for Resource Management System
FP : False Positive
GEE : Google Earth Engine
GES : Gaz à Effet de Serre
GFW : Global Forest Watch
HDMI : High-Definition Multimedia Interface
ICESat : Ice, Cloud, and land Elevation Satellite
IEEE : Institute of Electrical and Electronics Engineers
IoT : Internet of Thing
IUCN : International Union for Conservation of Nature
k-NN : k-Nearest Neighbours
LAN : Loca Area Network
LR/RC : Lower Risk or Least Concerned
MBG : Missouri Botanical Garden
MDD : Multitemporal Deforestation Detection
MFCC : Mel Frequency Cepstral Coefficient
MIPI : Mobile Industry Processor Interface
MNP : Madagascar National Parks
MODIS : Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
N : Negative (matrice de confusion)
NDFI : Normalized Difference Fraction Index
NDSWIR : Normalized Difference Shortwave Infrared

NIR : Near-Infrared
NT : Nearly Threatened
P : Positive (matrice de confusion)
pH : potentiel Hydrogène
PIB : Produit Intérieur Brut
PIC : Programmable Integrated Circuit
REDD+ : Réduction des émissions dues à la déforestation et à la dégradation des forêts
RMS : Root Mean Square
RGB : Système de représentation Rouge Vert Bleu
SMC : Soil Moisture Content - Teneur en humidité du sol
STC : Standard Test Condition
STFT : Short Term Fourier Transform
STM : Microcontrôleur de STMicroelectronics
SVM : Support Vector Machine
SWIR : Short-Wave Infrared
SWIR : Short-Wave Infrared
TIRS : Thermal Infrared Sensor
TN : True Negative (matrice de confusion)
TP : True Positive (matrice de confusion)
USB : Universal Serial Bus
VHR : Voisin Hors Réseau
VIIRS : Visible Infrared Imaging Radiometer Suite
VU : Vulnerable
WHC : Water Holding Capacity - Capacité de rétention d'eau
WRI : World Resources Institute
WSN : Wireless Sensor Network
ZCR : Zero Crossing Rate

Table des matières

Remerciements.....	i
Liste des figures	iii
Liste des tableaux	vi
Liste des symboles et acronymes.....	viii
Table des matières	i
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 Etat de l'art sur la surveillance environnementale	5
1.1. Introduction.....	5
1.2. Enjeux de la surveillance de déforestation	5
1.2.1. Cause socio-économique de la déforestation dans la région nord de Madagascar	5
1.2.1.1. Culture excessive de <i>Catha edulis</i>	5
1.2.1.2. Abus d'exploitation forestière pour la production de charbon de bois et pour l'utilisation de bois de chauffe.....	6
1.2.1.3. Abus d'exploitation forestière pour la fabrication de meubles, d'immobilier et exportation.....	6
1.2.2. Impact écologique de la déforestation	7
1.2.2.1. Impact sur le changement climatique	7
1.2.2.2. Impact sur la qualité des sols et l'agriculture	7
1.2.2.3. Impact sur la conservation de l'eau	8
1.2.2.4. Impact de la déforestation sur la biodiversité.....	9
1.2.3. Impact socio-économique et protection de l'environnement.....	10
1.2.3.1. Revenu économique par le tourisme	10
1.2.3.2. Avantage économique sur la diversité biologique.....	11
1.2.3.3. Accord de Paris sur le climat.....	12
1.3. Télédétection par imagerie satellite pour la surveillance forestière	12
1.3.1. Principe fondamental de la télédétection par imagerie satellite.....	12
1.3.1.1. Les composants de la télédétection par imagerie satellite.....	12
1.3.1.2. Les capteurs et les données traitées en imagerie satellite.....	13
1.3.2. Application spécifique à la surveillance forestière	14
1.3.2.1. Surveillance d'évolution de paysage forestier	14
1.3.2.2. Surveillance de feux de forêt	14
1.3.2.3. Surveillance des animaux.....	15
1.3.3. Analyse des avantages et les limites de l'imagerie satellite sur la surveillance de forêt.....	15
1.3.3.1. Avantages de la surveillance par satellite	15
1.3.3.2. Limites rencontrées en imagerie satellite	16
1.3.3.3. Combinaison synergique avec d'autre technologie	17
1.4. Systèmes de drones pour la surveillance forestière.....	17

1.4.1.	Principe de la télédétection par drone	17
1.4.1.1.	Description de la surveillance par drone.....	17
1.4.1.2.	Base de données et types de données à traiter.....	18
1.4.1.3.	Méthodes et étapes de traitement.....	18
1.4.2.	Application des drones pour une surveillance aérienne.....	19
1.4.2.1.	Surveillance d'évolution de paysage forestier	19
1.4.2.2.	Surveillance de feux de forêt	19
1.4.2.3.	Surveillance des animaux.....	19
1.4.3.	Avantages et limites de la surveillance par drone.....	20
1.4.3.1.	Les avantages de télédétection par drone.....	20
1.4.3.2.	Les limites de l'utilisation d'un drone	20
1.4.3.3.	Défis logistiques et technologiques associés à l'utilisation des drones. 21	
1.5.	Méthode manuelle et les méthodes actuellement utilisées par les gestionnaires forestiers à Madagascar	21
1.5.1.	Méthode traditionnelle de patrouille et participative.....	21
1.5.1.1.	Surveillance par des gardes forestiers	21
1.5.1.2.	Surveillance en collaboration avec des associations de communauté locale	22
1.5.1.3.	L'approche par collecte participative par la MBG.....	22
1.5.2.	Limites des méthodes actuelles appliquées.....	23
1.5.2.1.	Problèmes liés à la méthode de patrouille	23
1.5.2.2.	Limite de l'outils de GFW	23
1.6.	Conclusion	24
1.6.1.	Synthèse sur les enjeux de la surveillance de la déforestation.....	24
1.6.2.	Synthèse sur les technologies associées à la surveillance de la déforestation 24	
1.6.3.	Motivation sur la surveillance par capteurs aux sols	25
Chapitre 2 Etude de la partie matérielle de la surveillance de la montagne d'Ambre		27
2.1.	Introduction.....	27
2.2.	Partie électronique du système de surveillance forestière.....	28
2.2.1.	Description du principe de fonctionnement du système	28
2.2.1.1.	Description du système matériel pour une surveillance locale..	28
2.2.1.2.	Algorithme de la détection sonore pour la surveillance	28
2.2.1.3.	Etude et gestion de l'utilisation du système avec prise en compte du contexte de la situation actuelle.	29
2.2.2.	Efficacité renforcée de la surveillance par la combinaison « Microphone - Microcontrôleur ».....	30
2.2.2.1.	Avantage en termes de précision	30
2.2.2.2.	Capacité d'analyse en temps réel	30
2.2.2.3.	Réduction de la consommation énergétique.....	30
2.2.3.	Etalage des systèmes électroniques pour le choix des composants.....	30
2.2.3.1.	La chaine d'instrumentation de traitement sonore	30
2.2.3.2.	L'unité de traitement sonore.....	32
2.2.3.3.	Choix des composants matériels du système.....	34
2.3.	Etude de la consommation énergétique du système.....	35

2.3.1.	Mode de calcul de la consommation du système.....	35
2.3.2.	Évaluation en fonction du temps d'utilisation	36
2.3.2.1.	Cas du système en surveillance ininterrompue.....	36
2.3.2.2.	Etude en fonction de l'état de situation au parc	36
2.3.2.3.	Consommation optimisée en une période de 24 heures.....	37
2.4.	Etude énergétique en surveillance environnementale et forestière	37
2.4.1.	Défis et solutions dans la surveillance environnementale	37
2.4.1.1.	La nécessité de garantir une continuité de surveillance dans des environnement hostiles.....	37
2.4.1.2.	Orientation vers une solution autonome	37
2.4.1.3.	Option pour le choix d'un système photovoltaïque	38
2.4.2.	Contexte énergétique dans la forêt de la Montagne d'Ambre.....	38
2.4.2.1.	Contexte d'ombrage en forêt et choix d'outils	38
2.4.2.2.	Données collectées dans une zone ensoleillée	38
2.4.2.3.	Données collectées dans une zone ombragée.....	39
2.4.3.	Comparaison des résultats de mesure	40
2.4.3.1.	Comparaison de la tension aux deux endroits	40
2.4.3.2.	Comparaison du courant aux deux endroits.....	41
2.4.3.3.	Effet par rapport à la puissance.....	42
2.5.	Dimensionnement du système d'alimentation.....	42
2.5.1.	Dimensionnement des panneaux solaires	42
2.5.1.1.	Calcul de la puissance crête et de l'énergie journalière	42
2.5.1.2.	Rayonnement minimum et capacité énergétique.....	43
2.5.1.3.	Rapport de performances du système et puissance maximale du panneau 44	
2.5.2.	Dimensionnement de la batterie.....	44
2.5.2.1.	Capacité de la batterie nécessaire en tenant compte de la profondeur de décharge	44
2.5.2.2.	Capacité de la batterie par rapport à l'intensité maximale de décharge 44	
2.6.	Conclusion	45
Chapitre 3 Traitement des données pour la surveillance de découpe d'arbre.....		47
3.1.	Introduction.....	47
3.2.	Etude des travaux antérieurs en traitement sonore.....	48
3.2.1.	Traitement sonore en surveillance forestière : Applications.....	48
3.2.1.1.	Approche intégrée pour la gestion et la préservation des ressources forestières : surveillance, évaluation et analyse.....	48
3.2.1.2.	Utilisation du traitement sonore pour la détection des activités en zone forestière	48
3.2.1.3.	Flexibilité et discrétion de la détection sonore en surveillance environnementale	48
3.2.2.	Méthodes d'intelligence artificielle pour la détection de découpe d'arbres à partir de signaux sonores	49
3.2.2.1.	Algorithmes de classification traditionnels	49
3.2.2.2.	Motivation d'utiliser le <i>Machine Learning</i>	50
3.2.2.3.	Robustesse aux données bruitées	50

3.2.3.	Caractéristiques et analyses des signaux sonores pour la détection de la découpe d'Arbres	50
3.2.3.1.	Caractéristiques des signaux sonores	50
3.2.3.2.	Traitement des représentations en image des caractéristiques sonores	51
3.2.3.3.	Motivation d'utilisation directe des caractéristiques sonore par rapport à l'exploitation des représentations en images.....	52
3.3.	Aspects théoriques du traitement sonore par apprentissage automatique	52
3.3.1.	Les caractéristiques sonores	52
3.3.1.1.	Diverses caractéristiques temporelles pour le traitement du signal	52
3.3.1.2.	Diverses caractéristiques fréquentielles et spectrales pour le traitement de signal	53
3.3.1.3.	Les coefficients cepstraux de fréquence de Mel.....	55
3.3.2.	L'apprentissage automatique	56
3.3.2.1.	Description de l'apprentissage machine	56
3.3.2.2.	Type d'apprentissage automatique selon la tâche	56
3.3.2.3.	Par rapport à l'entrée	57
3.3.3.	Processus de conception de modèle.....	57
3.3.3.1.	Sélection des données d'apprentissage	57
3.3.3.2.	Les paramètres d'entraînement et évaluation des modèles	58
3.4.	Conception du modèle de classification pour la détection de découpe d'arbre.....	59
3.4.1.	Traitement du son.....	59
3.4.1.1.	Collecte de données	59
3.4.1.2.	Détection des pics.....	60
3.4.1.3.	Fenêtrage.....	60
3.4.2.	Entraînement et/ou identification	61
3.4.2.1.	Établissement du jeu de données.....	61
3.4.2.2.	Sélection des caractéristiques	62
3.4.2.3.	Entraînement du modèle et évaluation des metriques	63
3.4.3.	Résultats et Interprétation.....	64
3.4.3.1.	Résultat de la matrice de confusion	64
3.4.3.2.	Comparaison des algorithmes d'apprentissage	65
3.4.3.3.	Choix du modèle après analyse	66
3.5.	Conclusion	66
Chapitre 4 Transmission des données via les réseaux de capteurs sans fil		68
4.1.	Introduction.....	68
4.2.	Analyse des travaux antérieurs sur le réseau de capteurs sans fils	68
4.2.1.	Surveillance environnementale par réseau de capteurs sans fils	68
4.2.1.1.	Description du réseau de capteurs sans fils.....	68
4.2.1.2.	Détection d'incendie par réseau de capteurs sans fils	69
4.2.1.3.	Détection de découpe d'arbre par réseau de capteurs sans fils	69
4.2.2.	Méthode de déploiement de réseau de capteurs sans fils	69
4.2.2.1.	Contrainte et enjeux dans le réseau de capteurs sans fils	69
4.2.2.2.	Topologie pour assurer la couverture de la zone à surveiller	70

4.2.2.3.	Mécanisme de routage multi-chemin et multi collecteur réparti sur plusieurs zones.....	70
4.2.3.	Choix technologique et outils de simulation.....	71
4.2.3.1.	Technologie de transmission des données.....	71
4.2.3.2.	Description du simulateur de réseau de capteurs sans fils CupCarbon	71
4.3.	Analyse détaillée de la zone de surveillance	71
4.3.1.	Délimitation de la zone d'étude	71
4.3.1.1.	Délimitation de la zone d'étude à l'aide de QGIS et Google Earth	71
4.3.1.2.	Exploitation des images Landsat pour la cartographie de la déforestation.....	73
4.3.2.	Choix de l'indice de végétation NDSWIR pour l'extraction des étendues forestières dans le Parc National d'Ambre	73
4.3.3.	Choix de la zone à surveiller.....	74
4.3.3.1.	Outil et étape de calcul pour l'analyse de déforestation	74
4.3.3.2.	Présentation du résultat de calcul	75
4.3.3.3.	Stratégie de surveillance de la périphérie de la zone choisie	76
4.3.4.	Mise en place des capteurs de surveillance	77
4.3.4.1.	Choix technologique de transmission	77
4.3.4.2.	Dimensionnement des capteurs de base	77
4.3.4.3.	Outils de modélisation et disposition des capteurs de base.....	78
4.4.	Conception et dimensionnement du réseau de capteurs.....	79
4.4.1.	Architecture du système.....	79
4.4.1.1.	Robustesse et fiabilité de la structure en chaîne	79
4.4.1.2.	Algorithme de déploiement.....	79
4.4.1.3.	Analyse structurelle et sélection des nœuds collecteurs dans le réseau de capteurs sans fils.....	81
4.4.2.	Protocole de transmission des données	85
4.4.2.1.	Stratégie de routage pour la transmission de données	85
4.4.2.2.	Application sur la structure en chaîne.....	86
4.4.2.3.	Application sur la structure en maille	88
4.4.3.	Récapitulation du résultat de déploiement.....	Erreur ! Signet non défini.
4.4.3.1.	Résultat sur la structure topologique.....	90
4.5.	Conclusion	90
Conclusion générale et perspectives		92
ANNEXE		95
A.1.	Coordonnées géographiques des emplacements des capteurs de base	96
A.2.	Coordonnées géographiques des emplacements des capteurs de redondance	97
Bibliographie.....		98
Résumé		109
Abstract.....		Erreur ! Signet non défini.

Introduction générale

Contexte

L'évolution constante du contexte environnemental a donné naissance à une prise de conscience croissante quant à la nécessité d'anticiper les impacts du changement climatique. Dans cette perspective, les études se concentrent sur la durabilité de l'écosystème et de l'environnement, visant à prévenir la dégradation rapide de notre planète. Une analyse prédictive devient essentielle pour anticiper et atténuer les dégâts potentiels, nécessitant ainsi la mise en place de systèmes et dispositifs de protection adaptés.

Au cœur de ces préoccupations, la question de la relation entre l'exploitation humaine de l'environnement et la préservation de celui-ci se pose de manière importante. L'homme, pour assurer sa survie, se voit dans l'obligation d'exploiter son environnement. Cependant, cette exploitation peut parfois prendre des formes abusives, mettant en danger non seulement notre propre existence, mais également épuisant de manière accélérée les ressources naturelles dont nous dépendons.

Parmi ces ressources vitales, la forêt occupe une place prépondérante dans la régulation de l'environnement. Toutefois, elle est sujette à une consommation excessive, que ce soit pour la production de bois de chauffage, la fabrication de meubles et de structures immobilières, ou encore l'utilisation de centaines de milliers d'essences pour la conception de médicaments. En parallèle, la forêt abrite une diversité animale considérable, mais cette biodiversité est menacée par les activités humaines. De nombreux animaux, dépendant de cet écosystème forestier, sont en voie de disparition, accentuant la fragilité de cet équilibre délicat.

Face à ces enjeux, cette étude s'inscrit dans une démarche proactive visant à explorer des solutions novatrices. Elle cherche à concilier les besoins humains essentiels avec la préservation de l'environnement, en mettant l'accent sur la protection de la forêt, un élément indispensable dans cet équilibre entre développement humain et préservation écologique. Ainsi, cette recherche se joint à définir des dispositifs et des stratégies visant à assurer la durabilité de la forêt et, par extension, à contribuer à la préservation de la biodiversité et à la protection de l'environnement global.

Présentation de la zone d'étude

- Description du site

À Madagascar, l'État collabore avec divers organismes et associations pour la gestion des aires protégées et des parcs, parmi lesquels figure le Madagascar National Parks (MNP). Cette organisation de portée nationale supervise des parcs nationaux, des réserves naturelles et des réserves spéciales, comptant au total 43 sites à Madagascar.

La montagne d'Ambre, est un de ces parcs nationaux. Elle est confrontée à des défis environnementaux majeurs, notamment une exploitation illicite par la découpe d'arbres, malgré les efforts du MNP.

Nous avons choisi la Montagne d'Ambre comme zone d'étude en raison de sa localisation dans la région DIANA, qui a présenté les plus faibles indices d'évolution de la sévérité de la pauvreté extrême (9,7 %) et globale (14,4 %) après la région d'Analamanga, selon une étude du Groupe de la Banque Africaine de Développement [1]. La région bénéficie également de la contribution significative du tourisme à son développement économique [2]. De plus, l'accessibilité de la Montagne d'Ambre facilite grandement la réalisation de nos études et enquêtes sur le terrain.

- Localisation

La Montagne d'Ambre, située à une distance d'environ 38 kilomètres d'Antsiranana, Madagascar, se profile comme un joyau naturel exceptionnel de ce pays, reconnu pour sa biodiversité remarquable et son rôle dans la préservation de l'environnement. Cette montagne se distingue par sa diversité naturelle, abritant une forêt dense et humide caractérisée par un taux d'endémisme exceptionnel, hébergeant des milliers d'espèces de bois précieux. Elle constitue un refuge essentiel pour la faune malgache, offrant un sanctuaire à des espèces classées parmi les plus protégées au niveau national.

Coordonnées GPS : -12.516667 à -12.733333 de latitude et 49.05 à 49.216667 de longitude.

Superficie : 23 010 ha dont 18 200 ha pour le Parc National de la Montagne d'Ambre et 4 810 ha pour la Réserve Spéciale de la Forêt d'Ambre.

Région : DIANA



FIGURE 0.1. Localisation du parc national Montagne d'Ambre

- Spécificité

La Montagne d'Ambre abrite également de nombreuses espèces animales rares, notamment des lémuriens et des caméléons, qui sont endémiques à Madagascar. Outre ces trésors de

biodiversité, cette région regorge de paysages majestueux, incluant des cascades spectaculaires et des lacs de cratères, tels que le lac Mahasarika, une source d'eau pour la ville d'Antsiranana.

Au-delà de son importance environnementale, la Montagne d'Ambre joue un rôle central dans la vie des populations locales, constituées notamment des communautés Antakarana, Sakalava, Antaimoro, Antandroy et Betsileo. Cette région constitue un exemple tangible de l'impact positif des aires protégées sur l'économie et l'environnement, contribuant de manière significative à la préservation de la biodiversité, au développement local et à la sauvegarde des ressources naturelles.

Problématique

La gestion de la montagne d'Ambre repose actuellement sur des systèmes de surveillance mis en place par la garde forestière. Cependant, le manque de personnel constitue une limitation majeure de cette approche. Une autre méthode utilisant la télédétection est également déployée. Mais les systèmes à télédétection actuelle se limite à évaluer les dommages plutôt qu'à prévenir activement les activités nuisibles. Ces obstacles soulignent la nécessité d'explorer des solutions novatrices pour renforcer la surveillance et la préservation de la montagne d'Ambre.

Ainsi, la problématique centrale réside dans la nécessité de développer des stratégies préventives et proactives pour contrer la menace imminente de la déforestation, afin de garantir la préservation à long terme des réserves forestières en tant qu'écosystème unique et précieux.

Objectifs et méthodes

Dans ce contexte, l'objectif principal de cette thèse est de concevoir et mettre en œuvre une solution novatrice visant à anticiper et détecter de manière précoce les activités de déforestation à partir de la détection sonore.

Une composante importante concerne alors l'étude du dispositif de capture efficace tout en garantissant la durabilité du système matériel à concevoir. Cela nécessite une réflexion approfondie sur son fonctionnement et son alimentation afin d'assurer la fiabilité de la surveillance de la déforestation selon le contexte du lieu.

En parallèle, l'étude se concentre sur la recherche de mécanismes garantissant l'efficacité et la précision du système de surveillance développé. Cela englobe la mise au point de techniques avancées de traitement des données, d'algorithmes de détection d'évènement et de modèles prédictifs capables de distinguer les activités de déforestation des fluctuations naturelles de la végétation.

Dans le cadre d'une surveillance à distance, une partie de notre objectif est de concevoir une architecture réseau efficace et robuste permettant une surveillance continue de la déforestation. En intégrant des méthodes avancées de cartographie et de modélisation, ainsi que des simulations de fonctionnement du réseau, cette recherche vise à fournir une base solide pour le déploiement pratique des systèmes de surveillance, tout en assurant une couverture adéquate et une résilience face aux pannes éventuelles.

En somme, elle se positionne comme une réponse innovante et adaptée aux contextes à cette problématique pressante. En adoptant une approche multidisciplinaire, il se focalise sur

l'intégration de technologies de pointe complète pour la surveillance de la déforestation dans une zone forestière. La méthodologie d'approche repose sur l'exploitation de dispositifs électroniques de capteurs et de signalisation, ainsi que l'utilisation de systèmes photovoltaïques pour l'alimentation de ces dispositifs, le traitement sonore par intelligence artificielle pour la détection d'évènement, ainsi que l'exploitation des réseaux de capteurs sans fils pour la transmission des données vers une station de décision.

Structure du rapport

Cette thèse se structure autour de quatre chapitres clés, chacun abordant des aspects spécifiques liés à la surveillance de la découpe d'arbres dans des zones forestières.

Le premier chapitre établit un panorama complet des enjeux de la surveillance de la déforestation, mettant en lumière ses implications écologiques, socio-économiques, et juridiques. Il explore également les divers systèmes de collecte de données, tels que la télédétection, l'imagerie satellite, les drones, ainsi que les défis et opportunités associés à chacun. La section conclut en soulignant l'importance des régulations internationales et nationales dans la protection des ressources forestières.

Le second chapitre se concentre sur les aspects matériels du dispositif de surveillance. Il offre un état de l'art sur les dispositifs électroniques utilisés dans la surveillance de zones forestières, évalue l'énergie nécessaire et dimensionne le système électronique de surveillance environnementale. De plus, il explore l'utilisation de systèmes photovoltaïques pour assurer l'alimentation énergétique durable du dispositif.

Le troisième chapitre plonge dans le domaine spécifique du traitement des données sonores pour la surveillance de la découpe d'arbres par la hache. Il explore les caractéristiques techniques des données sonores liées à cette activité, examine les algorithmes de machine Learning pour la classification de sources sonores, et propose des métriques d'évaluation pour évaluer l'efficacité de ces algorithmes.

Le quatrième chapitre décrit la méthode de transmission des données vers une unité de surveillance. Il propose une cartographie permettant de délimiter les zones à risque afin de sélectionner la zone de surveillance. Ensuite, il détaille la topologie de déploiement des capteurs de surveillance, la structure du réseau et le routage des informations.

Enfin, la thèse se conclura par une synthèse générale des résultats obtenus, suivie d'une discussion sur les implications pratiques. Nous explorerons ensuite les perspectives de généralisation à d'autres régions touchées par la déforestation illégale et envisagerons des solutions alternatives à l'exploitation forestière.

Chapitre 1

Etat de l'art sur la surveillance environnementale

1.1. Introduction

Ce premier chapitre présente trois volets. Le premier expose les enjeux de la surveillance de déforestation, en présentant les impacts écologiques de la déforestation, à savoir sur la gestion des ressources naturelles, la biodiversité et l'impact socio-économique et développement. Le deuxième présente deux technologies utilisées dans la surveillance environnementale liées à la déforestation, telle que la télédétection et l'imagerie satellite et la surveillance par drone. Puis, il présente diverses méthodes actuelles utilisées à Madagascar pour la surveillance des aires protégées. Dans la conclusion de ce chapitre, est présentée succinctement la méthode proposée dans cette thèse ainsi que l'argumentation pour la mettre en évidence par rapport aux autres méthodes précédemment citées.

1.2. Enjeux de la surveillance de déforestation

Au fil des décennies, la déforestation s'est intensifiée, alimentée par une multitude de facteurs socio-économiques, allant de la culture de cultures lucratives à l'exploitation forestière incontrôlée pour répondre à la demande croissante de produits du bois.

1.2.1. Cause socio-économique de la déforestation dans la région nord de Madagascar

1.2.1.1. Culture excessive de *Catha edulis*

Au nord de Madagascar, selon les conclusions de l'équipe de l'Association MNP, l'une des principales causes de déforestation autour de la réserve naturelle de la Montagne d'Ambre est la culture du khat. Avant le départ des Français dans les années 1960-1970, les communes de Joffre Ville, situées dans la région du parc, étaient parmi les principales productrices de khat, approvisionnant l'ensemble de Madagascar. Les agriculteurs malgaches engagés dans ce commerce plantent la célèbre *Catha edulis* dans l'espoir d'améliorer leurs conditions de vie.

Cependant, cette pratique détruit rapidement les zones boisées environnantes du parc, mettant en péril la couverture forestière. Si les bois environnants venaient à être détruits, les prochaines cibles des exploitants forestiers pourraient être les bois de la Montagne d'Ambre. Une intrusion progressive dans la zone protégée est déjà observée. De manière alarmante, ce phénomène prend de l'ampleur, la demande de khat augmente tant à Antsiranana que dans

d'autres grandes villes du pays. Les prix grimpent, les producteurs s'enrichissent, et de nombreux agriculteurs, attirés par les profits, se lancent dans la production sans se rendre compte des conséquences néfastes qui en résultent [3].

1.2.1.2. Abus d'exploitation forestière pour la production de charbon de bois et pour l'utilisation de bois de chauffe

La production de charbon de bois est un moyen de subsistance important pour les communautés rurales d'Afrique et de Madagascar, offrant une source de revenus pendant la contre-saison agricole et fournir un filet de sécurité en cas de chocs tels que de mauvaises récoltes. La pêche est également très variable dans ses revenus, mais elle est moins risquée car les investissements initiaux sont plus faibles, le retour sur investissement est connu rapidement et la demande de produits de la pêche est forte à Antsiranana. Même si la production de charbon de bois comporte également des risques, notamment des risques sanitaires et (pour les producteurs dépourvus de permis) un risque de confiscation, le charbon de bois peut être produit toute l'année et bénéficie d'une demande relativement continue et de prix [4], [5].

À Madagascar, la biodiversité dans les forêts sèches, notamment au sein des aires protégées (AP), est gravement menacée. À Bobaomby, les impacts écologiques sont évidents, avec la disparition des arbres dans la savane d'Ambodimadiro et la réduction de la taille de la forêt de Beantely, constatée régulièrement par les témoignages recueillis. Bien que la savane de l'Andohazompona conserve actuellement suffisamment d'arbres pour la production, il existe un risque imminent de surexploitation des arbres de savane et d'utilisation ultérieure de la forêt, surtout si les autres moyens de subsistance restent limités. Il est probable que, en l'absence de changements dans les moyens de subsistance, la production de charbon de bois reviendra probablement à Baie de courrier. Cette pratique non durable menace à la fois les forêts de l'AP de Bobaomby et les revenus futurs des populations dépendantes de celles-ci. Cependant, la transition vers des sources alternatives de bois prendra plusieurs années, rendant une exclusion stricte de l'utilisation des forêts pour la production de charbon de bois peu réalisable ou appropriée initialement en raison des coûts que cela imposerait aux communautés locales [4].

1.2.1.3. Abus d'exploitation forestière pour la fabrication de meubles, d'immobilier et exportation

En outre, il est important de souligner l'exploitation abusive des arbres pour la fabrication de meubles et le secteur immobilier, notamment en vue de l'exportation. Bien que ces pratiques répondent souvent à la demande de meubles de haute qualité, elles posent de sérieux risques de déforestation, suscitant des préoccupations majeures concernant la durabilité environnementale. Les bois requis pour la confection de meubles de grande qualité, comme le palissandre, sont généralement caractérisés par une croissance lente et une maturité tardive, nécessitant des décennies pour atteindre la qualité souhaitée [6].

Cette situation crée une disparité entre la rapidité d'abattage de ces arbres et la lenteur de leur régénération naturelle. Par conséquent, des espèces précieuses telles que le palissandre sont actuellement menacées en raison de cette exploitation intensive et illicite. Selon une enquête de Traffic relayée par RFI, au cours des cinq dernières années, au moins 350 000 arbres ont été abattus illégalement dans des aires protégées, et au moins 150 000 tonnes de rondins ont été exportées illégalement, à 98 % vers la Chine [7]. Le déséquilibre entre la demande croissante de meubles haut de gamme et la capacité limitée de la nature à régénérer ces

ressources souligne l'urgence de repenser nos pratiques d'exploitation forestière et de promouvoir des alternatives durables pour préserver notre précieuse biodiversité et assurer la pérennité des écosystèmes forestiers.

1.2.2. Impact écologique de la déforestation

1.2.2.1. Impact sur le changement climatique

La forêt présente un aspect essentiel dans la régulation du climat, et la déforestation va à l'encontre de cette fonction, mettant en péril sa capacité régulatrice [8]. Les forêts possèdent aussi une capacité essentielle dans l'absorption du dioxyde de carbone (CO₂) de l'atmosphère, contribuant ainsi à atténuer les effets du changement climatique. En effet, les arbres absorbent le CO₂ lors de la photosynthèse, agissant comme des puits de carbone naturels. Cependant, la déforestation libère ces réserves de carbone stockées, augmentant ainsi les niveaux de gaz à effet de serre dans l'atmosphère [9].

Entre août 2006 et juillet 2016, la dégradation de la forêt amazonienne brésilienne a affecté une superficie de 1 869 800 hectares. Le résultat de l'analyse a montré que 13 % de la zone dégradée a fini par être défrichée et convertie au cours de la période. Parmi cette quantité, 61 % de la zone dégradée totale n'a connu qu'un seul événement de dégradation sur toute la période. Les émissions nettes se sont élevées à 5,4 GtCO₂. Cette valeur est obtenue en tenant compte des émissions dues à la dégradation des forêts et à la déforestation ainsi qu'à l'absorption due à la régénération des forêts dégradées et à la dynamique de la végétation secondaire. D'un côté, cette analyse indique également que la régénération des forêts dégradées a absorbé 1,8 GtCO₂ pendant la même période [10].

En conséquence, la régulation climatique fournie par les forêts est compromise, accentuant les défis liés aux fluctuations climatiques mondiales. Cette relation délicate entre la forêt en tant que régulateur climatique et la déforestation souligne l'urgence de mettre en place des mécanismes de surveillance avancés pour contrôler et prévenir la perte continue de nos précieuses zones boisées.

1.2.2.2. Impact sur la qualité des sols et l'agriculture

La protection du sol par la forêt est un service éco systémique essentiel souvent négligé. Les arbres participent dans la préservation de la stabilité du sol en agissant comme une barrière naturelle contre l'érosion. Leurs racines contribuent à maintenir la structure du sol, prévenant ainsi la dégradation due aux intempéries et aux précipitations. En revanche, la déforestation expose le sol à une vulnérabilité accrue, car elle élimine cette protection naturelle. Cette affirmation a été prouvée par une étude d'impact de la déforestation sur l'érosion des sols dans les régions montagneuses et les zones agricoles de l'ouest de l'Éthiopie.

Dû à la déforestation, le tableau suivant présente la perte annuelle moyenne de sol dans le bassin versant du Haut Anger Ethiopie ainsi que la perte annuelle en terre agricole de sol durant les années 1989, 2002 et 2020 [11].

TABLEAU 1.1. Perte de sol dans le bassin versant du Haut Anger Ethiopie

Année	Perte moyenne de sol dans le bassin versant du Haut Anger (Tonne/hectare/an)	Perte annuelle en terre agricole (Tonne/hectare/an)
1989	44	75,9
2002	66,4	98,5
2020	87,9	103,8

Par rapport à la superficie impactée par cette dégradation est illustré dans le tableau suivant :

TABLEAU 1.2. Superficie impactée par la perte du sol

Année	Superficie d'érosion (Kilomètre carré)	Pourcentage de la superficie dégradé
1989	551,8	29,5 %
2002	821,6	44 %
2020	1 043,8	55,8 %

Non seulement, l'espace cultivable est réduit, mais la qualité du sol est affectée comme ce qui a été révélé par l'étude des sols dans les forêts communautaires du Petit Himalaya d'Abbottabad, au Pakistan. Dans cette étude, des échantillons de sol ont été collecté venant de trois zones forestières : dense, modérée moindre. Ils ont été traités pour évaluer la densité apparente (BD), la teneur en humidité du sol (SMC), la capacité de rétention d'eau (WHC), le pH, la conductivité électrique (CE), le carbone organique du sol (COS) et les nutriments solubles. Il a été constaté que la CE, le COS et les éléments nutritifs étaient non seulement plus élevés dans les sols des zones à végétation dense, mais également dans les sols superficiels de toutes les zones de végétation [12].

Tout ceci conclu que la perte du couvert forestier peut entraîner une érosion accélérée et l'augmentation des risques de glissements de terrain. De plus, la dégradation résultant de la déforestation peut diminuer la fertilité du sol et a des répercussions graves sur l'agriculture. Ainsi, la vigilance nécessaire à travers la surveillance forestière émerge comme le rempart essentiel pour garantir la santé des sols et préserver la base fondamentale de notre existence.

1.2.2.3. Impact sur la conservation de l'eau

La conservation de l'eau par la forêt est une fonction vitale qui influence directement les cycles hydrologiques régionaux. Les arbres, par le biais de la transpiration, libèrent de la vapeur d'eau dans l'atmosphère. Ce processus est connu sous le nom d'évapotranspiration [13], [14]. Cette libération d'eau contribue à la formation de nuages et de précipitations. Elle favorise ainsi la régulation des précipitations et le maintien de l'humidité atmosphérique [15]. De plus, les racines des arbres agissent comme des filtres naturels, retenant l'eau dans le sol et rechargeant les nappes phréatiques [16].

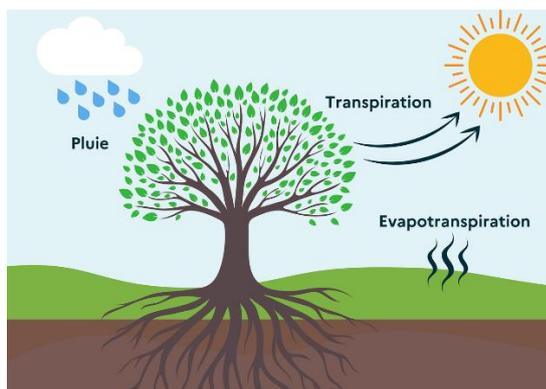


FIGURE 1.1. Illustration du cycle de l'eau

Cependant, la déforestation perturbe ce processus de conservation de l'eau. En retirant les arbres, la capacité de la forêt à réguler le cycle de l'eau est compromise. La diminution de l'évapotranspiration réduit la quantité d'eau libérée dans l'atmosphère, ce qui peut entraîner des modifications dans les schémas des précipitations et une augmentation du ruissellement.

En 2019, lors d'une étude empirique concernant la déforestation au Malawi, il a été constaté qu'une augmentation de 1,0 point de pourcentage de la déforestation diminue l'accès à l'eau potable de 0,93 point de pourcentage. De cet effet, la déforestation au cours de la dernière décennie dans le pays qui a atteint 14% a eu un effet sur l'accès à l'eau potable ainsi qu'une diminution de 9% des précipitations [17].

En suivant les changements de la couverture forestière, la surveillance fournit des données essentielles pour évaluer l'ampleur des activités de coupe et anticiper les conséquences sur les cycles hydrologiques régionaux. Grâce à une surveillance continue, il devient possible de mettre en place des mesures de conservation spécifiques, de promouvoir la reforestation, et ainsi de sauvegarder la stabilité des écosystèmes hydriques et garantir la disponibilité d'eau à long terme [18].

1.2.2.4. Impact de la déforestation sur la biodiversité

Les forêts abritent une diversité incroyable d'espèces végétales et animales. La découpe d'arbre peut entraîner la destruction d'une diversité d'espèces végétales et animales. Tel représenté par le tableau suivant, sont la répartition des espèces qui se trouve à Madagascar d'après le recensement de 2021 par l'IUCN :

TABLEAU 1.3. Répartition des espèces à Madagascar en 2021

Catégorie	Espèces animales	Espèces végétales
Nombre d'espèce	352	636
Habitation en milieu terrestre	283	618
Habitation en milieu forestier	252	516
Taux Milieu Forestière/ Milieu Terrestre	89%	83%

On constate alors une forte concentration d'habitation des animaux dans le milieu forestier. Par rapport à cela, la déforestation peut entraîner une perte irréversible de la richesse biologique dans la forêt. Les processus naturels de régénération sont souvent compromis en raison de la fragmentation et de la destruction des habitats des animaux [19].

Des espèces endémiques adaptées à des conditions spécifiques de la forêt, peuvent disparaître définitivement. Des arbres majestueux aux plantes herbacées, des oiseaux chanteurs aux mammifères forestiers, la diversité biologique de la forêt est complexe et interconnectée. Notre consultation de la liste noire des espèces menacées de l'IUCN, nous a donné la statistique dans la figure suivante. 78 sur 252 espèces animales et 319 sur 516 espèces végétales habitant dans la forêt sont menacés par l'intrusion et/ou par la perturbation humaine [20].

Les espèces menacées sont celles répertoriées comme étant :

- En danger critique d'extinction (CR - Critically Endangered),
- En danger (EN - Endangered),
- Vulnérables (VU - Vulnerable),
- Quasi-menacée (NT-Nearly Threatened),
- ou Moins concerné (LR/LC - Lower Risk or Least Concerned).

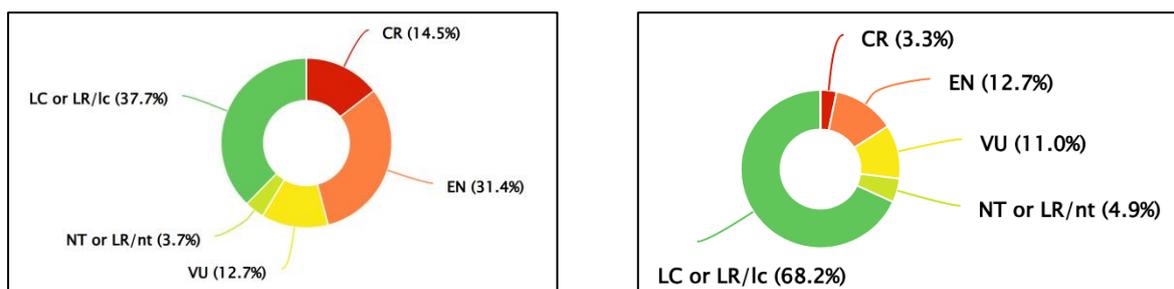


FIGURE 1.2. Statistique de la liste noire des espèces (a) végétales et (b) animales menacées de l'IUCN

La disparition de certaines espèces peut déclencher des réactions en chaîne, affectant d'autres organismes et perturbant les équilibres écologiques. La biodiversité, une fois perdue, ne peut pas toujours être restaurée dans son état d'origine [19].

La déforestation peut induire des changements significatifs dans le comportement des espèces animales. La perturbation de l'habitat peut influencer les schémas migratoires, les modèles d'alimentation et même les comportements reproducteurs [21], [22]. Certains animaux peuvent réagir à la perte d'habitat en modifiant leurs schémas d'accouplement, leurs sites de nidification ou leurs territoires de chasse. Ces changements peuvent avoir des conséquences directes sur la dynamique des populations et la diversité génétique des espèces, compromettant ainsi leur capacité à s'adapter aux pressions environnementales changeantes. Ainsi, la surveillance environnementale devient un outil essentiel pour garantir la préservation des espèces végétales et animales, protégeant ainsi la richesse biologique des forêts pour les générations futures.

1.2.3. Impact socio-économique et protection de l'environnement

1.2.3.1. Revenu économique par le tourisme

Le tourisme a un impact significatif sur divers secteurs économiques. Les secteurs du transport, de l'hébergement, de la restauration et des activités récréatives prospèrent dans les régions qui attirent les touristes en quête d'expériences naturelles [23]. Les communautés locales bénéficient également de cette activité économique, créant des opportunités d'emploi dans le domaine du tourisme et soutenant des initiatives de conservation et de développement durable [24]. Durant l'année 2019, la part de secteur tourisme dans le produit intérieur brut de Madagascar est de 10%. Le secteur du tourisme a pu générer plus de 520 millions de dollar

dans la recette fiscale. Sur le marché de l'emploi, l'industrie touristique génère 750 000 emplois, ce qui représente 12% de marché de l'emploi de la grande Île [25].

Ci-joint la statistique de visite des aires protégées gérés par le Madagascar National Parks par rapport aux nombres des touristes à Madagascar.

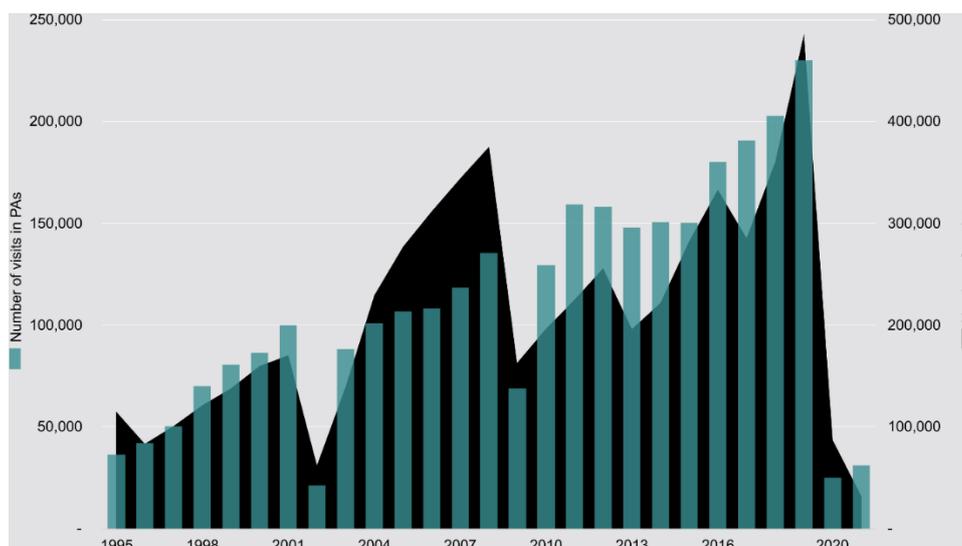


FIGURE 1.3. Statistique de visite des aires protégées gérés par le Madagascar National Parks

En analysant cette image, on voit bien l'attrance des touristes à visiter les parcs. Or la plupart des parcs de Madagascar sont des zones forestières et naturelles [26].

Ainsi, la défaillance de la gestion de ces zones protégées peut altérer l'attrait des parcs, entraînant une baisse des revenus touristiques et des répercussions économiques sur les populations locales. Les fonds provenant des visiteurs ne circulent pas aussi librement. Ainsi, s'investir dans la surveillance forestière contribue à préserver le secteur touristique, l'apport financier pour la population locale.

1.2.3.2. Avantage économique sur la diversité biologique

La Convention sur la Diversité Biologique (CDB) établie en 1992 lors du Sommet de la Terre à Rio de Janeiro, est un instrument international majeur qui vise à promouvoir la conservation de la biodiversité à l'échelle mondiale. La CDB encourage spécifiquement des mesures pour assurer la conservation des écosystèmes forestiers. En mettant l'accent sur la nécessité de préserver la variété des formes de vie sur terre, y compris dans les forêts, la CDB reconnaît que la biodiversité forestière contribue non seulement à la santé des écosystèmes locaux mais également au bien-être de la planète dans son ensemble [27], [28].

L'engagement soutenu de Madagascar envers la CDB, ainsi que son adhésion à long terme aux conventions traitant de la nature en général, telles que la Convention africaine de 1968, Ramsar 1971, CITES 1973, Bonn 1979 et Nairobi 1985, ont incontestablement favorisé les investissements internationaux dans la préservation de la biodiversité dans le pays. Le respect de ces accords présente non seulement une valeur économique, mais aussi des avantages en termes de réputation au sein de la communauté mondiale. En considérant des investissements d'un milliard de dollars sur la période de 1990 à 2020, la conservation de la biodiversité à Madagascar a engendré des avantages moyens annuels de 33,3 millions de dollars (environ 0,23 % du PIB en 2019). Ceci est équivalent à environ 35,7 millions de dollars annuels en 2021 [24].

1.2.3.3. Accord de Paris sur le climat

L'Accord de Paris sur le climat, établi en 2015 lors de la COP21, représente une mesure dans la lutte mondiale contre les changements climatiques. Il engage les pays signataires à prendre des actions significatives pour limiter le réchauffement climatique en dessous de 2 degrés Celsius par rapport aux niveaux préindustriels. Dans le contexte des forêts, l'Accord de Paris reconnaît l'importance de la réduction des émissions résultant de la déforestation et de la dégradation des forêts (REDD+). Les pays participants se sont engagés à promouvoir la gestion durable des forêts, à réduire la déforestation et à renforcer les capacités de séquestration du carbone des écosystèmes forestiers [29].

Le gouvernement de Madagascar a également souscrit à l'Accord de Paris et présenté son nouveau plan d'action climatique à la Convention-Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques (CCNUCC). Dans le contexte de la déforestation, la contribution nationale de la République de Madagascar pour atténuer le changement climatique vise une diminution d'environ 30 millions de tonnes de CO₂ de ses émissions de gaz à effet de serre d'ici 2030, soit 14% des émissions nationales par rapport au scénario BAU. Ces projections se basent sur l'inventaire des GES de 2000 à 2010. Cette réduction s'ajoute à l'augmentation prévue de 2 millions de tonnes métriques de CO₂ provenant du secteur de l'utilisation des terres, du changement d'affectation des terres et de la foresterie (UTCATF), estimée à 61 millions de tonnes métriques de CO₂ d'ici 2030 [30].

1.3. Télédétection par imagerie satellite pour la surveillance forestière

1.3.1. Principe fondamental de la télédétection par imagerie satellite

1.3.1.1. Les composants de la télédétection par imagerie satellite

Comme illustré dans la figure 5, les éléments essentiels composant l'infrastructure de base de la télédétection sont [31] :

1. Source d'énergie/illumination : Une source d'énergie est nécessaire pour éclairer l'objet d'intérêt ou lui fournir un rayonnement électromagnétique.
2. Rayonnement/énergie et atmosphère : Tout au long de son trajet, du point de départ à la destination, le rayonnement interagit avec les particules atmosphériques. Une fois que l'énergie parvient de l'objet au capteur, une deuxième interaction peut survenir.
3. Objet d'étude : Lorsque l'énergie atteint enfin sa cible, leur interaction est régie par les caractéristiques propres au rayonnement et à l'objet.
4. Capteur enregistreur de rayonnement : Un capteur positionné à distance de l'objet d'étude doit capturer le rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par la cible.
5. Système de traitement des données : Les données enregistrées par le capteur doivent être acheminées (généralement de manière électronique) vers un centre de réception et de traitement, où l'énergie mesurée est convertie en une image utilisable.
6. Analyse et interprétation : Après le traitement des données en télédétection, l'image est soumise à une analyse et une interprétation visuelle et/ou numériques dans le but d'obtenir des informations sur l'objet étudié.
7. Application pratique : En fin de compte, le processus vise à exploiter les informations tirées des images pour approfondir la compréhension de la cible, découvrir des éléments jusqu'alors méconnus, ou contribuer à la résolution de problèmes.

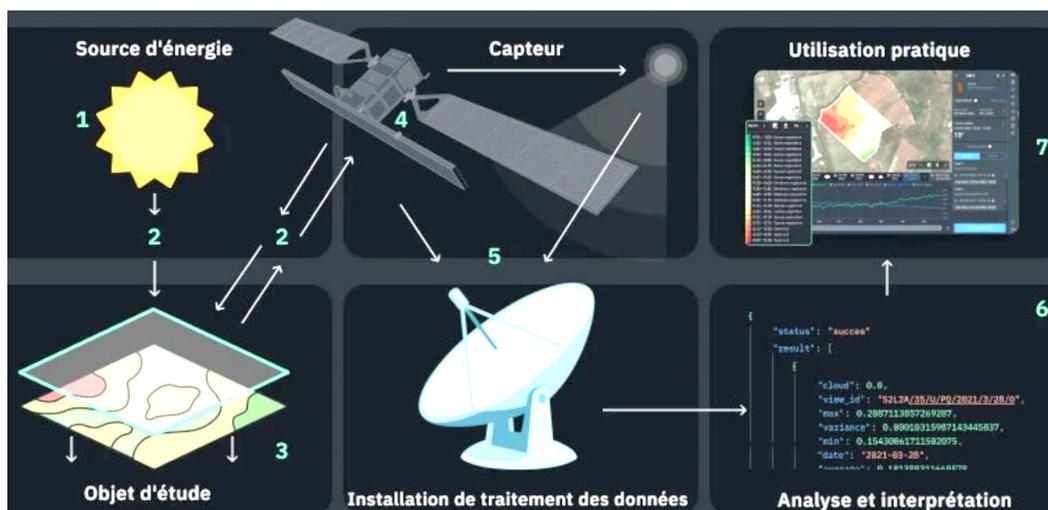


FIGURE 1.4. Processus de télédétection

1.3.1.2. Les capteurs et les données traitées en imagerie satellite

Dans la littérature, nous avons recensé six types de capteurs utilisés en général[32], [33], [34] comme illustré dans le tableau suivant :

TABLEAU 1.4. Liste des capteurs courantes en traitement d'imagerie satellite

Types de capteurs	Données traitées	Utilisation	Exemple de capteurs (Début d'activité)
Optique	Image multispectrales	Cartographie des couleurs, détection de végétation	Landsat 8 (2023), Sentinel-2 (2015), MODIS (Terra-1999, Aqua-2002)
Radar	Image radar	Cartographie topographique, détection de changement	RADARSAT-2 (2007), Sentinel-1A (2014), Sentinel-1B (2016)
Hyperspectraux	Spectres complets	Analyse fine des caractéristiques spectrales des surfaces	Hyperion (2000), EnMAP (2021), AVIRIS (1987)
Thermiques	Rayonnement thermique émis par la surface	Surveillance de la température	Landsat Thermal Infrared Sensors (TIRS, Landsat 8 2023), MODIS Thermal (Terra 1999, Aqua 2002)
Lidar	Mesures précises de distance	Création de modèles 3D, cartographie topographique	ICESat-2 (2018), CALIPSO (2006)
De champs magnétiques	Mesures de champs magnétiques	Recherche géophysique	Swarm (2013)

Le capteur magnétique ne trouve pas d'application dans le domaine de la surveillance environnementale. En revanche, les capteurs optiques, radar, hyperspectraux, thermiques et lidar peuvent être utilisés dans ce contexte, notamment pour la surveillance forestière.

1.3.2. Application spécifique à la surveillance forestière

La télédétection offre plusieurs applications importantes dans le contexte de la déforestation, de la reforestation, des coupes d'arbres illicites et de la biodiversité.

1.3.2.1. Surveillance d'évolution de paysage forestier

La télédétection par imagerie satellite constitue un outil essentiel pour surveiller de manière dynamique les changements dans le couvert forestier au fil du temps. Les images satellitaires offrent une vue d'ensemble permettant d'identifier les secteurs où la déforestation est en cours. Elle permet ainsi de surveiller l'évolution de ces zones au fil des saisons. En 2020, une méthode de détection de la déforestation appelée Détection Multi temporelle de la Déforestation (MDD) a été proposée. L'idée de base de cette méthode est d'utiliser la différence des valeurs de réflectance sur l'image cible et l'image originale. Deux bandes de Sentinel-2 ont été sélectionnées lors du développement de l'algorithme. Les résultats de la détection de la déforestation obtenus ont une précision très élevée. Par contre, la méthode n'est pas adaptable à tout type de forêts. La résolution étant de 10 mètres à 60 mètres. Le calcul permettra ainsi de calculer la surface déboisée relative aux différences nombre de pixel changeant entre les deux images [35].

Un aspect particulièrement important de la télédétection est sa capacité à repérer les activités de déforestation illégale. Les anomalies dans le couvert forestier, souvent indicatives de pratiques non autorisées, peuvent être rapidement identifiées, permettant aux autorités de prendre des mesures immédiates pour mettre fin à ces activités préjudiciables.

En ce qui concerne les initiatives de reforestation, la télédétection est un outil de suivi précis de la croissance des nouvelles plantations d'arbres. Cette surveillance à distance offre une évaluation objective de l'efficacité des programmes de reboisement, permettant aux parties prenantes de mesurer les progrès des projets de restauration forestière. Un outil basé sur Landsat a été utilisé pour constater, l'évolution du couvert forestier de Porto Rico. Le résultat en utilisant des données entre 2000 et 2010 et par rapport à celle de 1991 et 2000 [36]. Le taux de déforestation a diminué de 42,1 % entre 2000 et 2010, et le reboisement était principalement localisé à l'est et au sud-est de l'île.

1.3.2.2. Surveillance de feux de forêt

L'imagerie satellite est également largement utilisée pour la détection et la surveillance des feux de forêt. Une étude statistique annuelle permet d'évaluer l'ampleur des feux de forêt et ainsi d'élaborer de stratégie de lutte. Telle est proposée dans une étude à Madagascar en 2022, dont on trouve une quantification des modèles spatio-temporels d'occurrence des incendies à Madagascar à l'aide des données de détection d'incendies par le satellite VIIRS. Les régions de Madagascar où il y a du feu la plus répandue ont été distinguées. Puis, on a su comment le feu évolue au fil du temps et ce que cela a affecté pour les écosystèmes forestiers restants. Une moyenne de 356 189 incendies a été recensée par le système chaque année entre 2012 et 2019, soit une moyenne de 0,604 incendie/km². Ainsi, cette cartographie par télédétection permet de préciser les zones touchées par les feux de forêt [37], [38].

Ces données peuvent être combinées à d'autres méthodes qui visent à utiliser des modèles d'apprentissage automatique pour prédire les incendies de forêt un mois à l'avance. Sur la côte Est de Madagascar, l'utilisation d'images satellite de Landsat 7 via Google Earth Engine et les données FIRMS ont montré qu'un modèle de réseau neuronal a atteint une précision de détection d'incendie de 83 % [39].

D'autres chercheurs se sont plus axés sur la reconnaissance de la fumée dans les images Landsat-8. Les résultats expérimentaux montrent que le taux de précision de fumée est important. Ceci pourrait segmenter efficacement les pixels dans les images de télédétection. Cette méthode proposée sous les bandes RVB, SWIR2 et AOD peut aider à segmenter la fumée en utilisant une bande de haute sensibilité et un indice de télédétection et déclenche une alarme précoce en cas de fumée de feu de forêt [40].

Après l'extinction des incendies, il est possible d'évaluer les impacts à long terme sur l'écosystème en examinant la régénération naturelle de la végétation et la récupération de la biodiversité. En exploitant des données historiques et des images satellite, on peut analyser les facteurs déclenchants des incendies de forêt, tels que les conditions météorologiques, la sécheresse et les activités humaines, afin de mieux comprendre et prévenir ces événements. La télédétection a permis l'utilisation de données open source de Landsat et de pratiques de surveillance des forêts (NDFI ; Z-Scores) pour quantifier les tendances de rétablissement de la forêt sur trois périodes successives de 5 ans. Une analyse des données sur l'occurrence des incendies a été réalisée, et des modèles basés sur les variables bioclimatiques ont été élaborés pour tester les relations avec les tendances de la trajectoire de rétablissement [41].

1.3.2.3. Surveillance des animaux

L'utilisation de l'imagerie satellite se révèle essentielle pour estimer la taille des populations d'animaux forestiers en suivant leurs schémas de déplacement et en identifiant les zones de plus forte concentration. Cette technologie fournit également des données détaillées sur les interactions entre différentes espèces animales, contribuant ainsi à une compréhension approfondie de l'écologie forestière. Les capteurs radar et optiques à haute résolution de l'imagerie satellite permettent en outre de suivre les migrations d'espèces animales sur de vastes distances, offrant des informations primordiales pour les efforts de conservation [42].

Avec la télédétection, on trouve des applications spécifiques dans la surveillance des animaux, nécessitant des technologies adaptées pour des fonctions telles que le suivi des migrations. En exemple, des images satellites sont utilisées pour observer la densité géospatiale des lémurins *Lepilemur hubbardorum* dans le parc national de Zombitse-Vohibasia. Par ailleurs, la télédétection contribue à la cartographie et à la surveillance des habitats naturels des animaux. Cette utilisation englobe la détection des modifications dans la couverture végétale, la topographie, et d'autres caractéristiques environnementales essentielles pour les espèces concernées. En surveillant les densités et les schémas de comportement des animaux, elle facilite également des études écologiques approfondies, permettant de comprendre les interactions entre différentes espèces animales, ainsi que les facteurs environnementaux qui influent sur leur comportement [43].

1.3.3. Analyse des avantages et les limites de l'imagerie satellite sur la surveillance de forêt

1.3.3.1. Avantages de la surveillance par satellite

L'imagerie satellite excelle dans la surveillance forestière en raison de sa portée globale, offrant une couverture complète et régulière des vastes étendues forestières. Cette portée étendue permet d'obtenir une perspective holistique des changements à grande échelle. C'est le cas de l'étude effectuée au Soudan, en 2020, utilisant deux types de données cloud TM 2000 et Sentinel-2 en 2018. La capacité à collecter des données sur l'ensemble d'un écosystème forestier contribue à une compréhension approfondie des dynamiques environnementales. Cette compréhension fournit ainsi des informations essentielles pour des initiatives de conservation efficaces [44].

D'un point de vue temporel, l'imagerie satellite offre une continuité dans la collecte de données, permettant aux chercheurs d'analyser les tendances sur une période prolongée. Par exemple, les données satellites landsat-8 enregistrent des données continuellement. Ce satellite est développé pour une durée de vie de 5 ans. Mais en plus, il est lancé avec suffisamment de carburant à bord pour assurer plus de 10 ans d'exploitation. Cette fonctionnalité est particulièrement précieuse pour observer les changements dans les schémas d'événement au fil du temps et de série chronologique bien définie [40].

L'imagerie satellite présente des avantages considérables en termes de sécurité des données. L'une des principales forces réside dans la nature distante de la collecte de données par satellite, minimisant ainsi les risques liés à la sécurité et à l'intégrité des informations. Les satellites permettent de collecter des données à partir d'altitudes élevées, échappant aux obstacles physiques et aux accès restreints qui pourraient compromettre la sécurité des équipes au sol. Cette approche réduit les risques liés aux activités illégales où des individus pouvant s'opposer à la surveillance. De plus, elle offre une collecte d'informations discrète sans mettre en danger le personnel sur le terrain.

Cet avantage est bien vu pour la surveillance des feux de forêt, dans la capacité à obtenir une vision d'ensemble des incendies à partir d'une position éloignée, éliminant ainsi le besoin d'une proximité physique avec les fronts de feu potentiellement dangereux. Certaines régions forestières peuvent être extrêmement difficiles d'accès en raison de leur topographie complexe, de la densité de la végétation, ou même en raison de conflits locaux ou de situations environnementales dangereuses. Enfin pour la surveillance des animaux, l'imagerie satellite minimise les perturbations, offrant une approche respectueuse de l'environnement pour étudier les espèces dans leur habitat naturel.

1.3.3.2. Limites rencontrées en imagerie satellite

Les limites inhérentes à l'imagerie satellite sont variées et influent sur la capacité à obtenir des données précises et détaillées. L'une des limites majeures de l'imagerie satellite réside dans sa résolution limitée. Les images satellites offrent une vue globale, mais elles peuvent manquer de la finesse nécessaire pour détecter des détails spécifiques, tels que des activités de déforestation à petite échelle ou des changements subtils dans le paysage forestier. Elle ne permet pas d'avoir une précision accrue pour des applications nécessitant une observation minutieuse.

Un autre défi auquel l'imagerie satellite est confrontée concerne les conditions atmosphériques. Les nuages, par exemple, peuvent obstruer la vue depuis l'espace, entraînant des lacunes dans la surveillance. La disponibilité d'images satellites peut être limitée en raison de facteurs météorologiques. De plus, certains satellites peuvent être limités par la période de

la journée pendant laquelle les images peuvent être acquises en raison des conditions d'éclairage. Par ailleurs, les satellites ont des cycles d'acquisition d'images qui dépendent des orbites et des systèmes de capteurs. Cela peut entraîner des lacunes temporelles entre les captures d'images, rendant difficile la surveillance en temps réel [45].

Une autre limitation significative de l'imagerie satellite concerne l'accès aux données à traiter. Les données satellitaires, en raison de leur volumétrie et de leur résolution, peuvent nécessiter des capacités de stockage et de traitement massives. Les chercheurs doivent souvent faire face à des défis logistiques pour obtenir et traiter ces données, en particulier dans des régions éloignées ou dans des pays avec une infrastructure informatique limitée.

1.3.3.3. Combinaison synergique avec d'autre technologie

Face aux défis et aux limites de l'imagerie satellite seule, les chercheurs explorent activement des synergies avec d'autres technologies terrestres pour renforcer la surveillance forestière. La combinaison judicieuse de l'imagerie satellite avec des technologies complémentaires offre des avantages significatifs. De plus, la collaboration avec une méthode terrestre vient renforcer cette approche combinée. Les capteurs terrestres ou des patrouilles peuvent fournir des données en temps réel à des échelles locales, complétant les informations globales provenant de l'imagerie satellite et de valider les observations.

D'autres cas d'approche est l'intégration des données prédictives de l'intelligence artificielle avec l'imagerie satellite. Elle réside dans la nécessité de garantir la précision et la fiabilité des modèles d'intelligence artificielle utilisés pour générer des prédictions. Tout d'abord, les chercheurs essayent de surmonter le défi de l'entraînement des modèles d'IA avec des ensembles de données représentatifs et diversifiés. Une sélection inadéquate des données d'entraînement peut conduire à des modèles biaisés ou peu généralisables, compromettant la validité des prédictions. Cela nécessite une collecte minutieuse et une annotation précise des données pour garantir une représentation fidèle des conditions réelles de la forêt.

1.4. Systèmes de drones pour la surveillance forestière

1.4.1. Principe de la télédétection par drone

1.4.1.1. Description de la surveillance par drone

La technologie de surveillance par drone repose sur une approche novatrice qui exploite des aéronefs sans pilote dotés de capteurs spécialisés, offrant ainsi une méthode polyvalente et puissante pour la collecte de données à distance. Ces drones se déclinent en plusieurs types, chacun adapté à des missions spécifiques. Les drones à voilure fixe, par exemple, sont idéaux pour des missions nécessitant une couverture étendue, tandis que les drones à voilure tournante offrent une agilité accrue pour des opérations à basse altitude [46]. Il existe également des variantes hybrides qui combinent les avantages des deux types [47].

Ces drones sont équipés de capteurs variés, comprenant des caméras multi spectrales, des lidars et des capteurs thermiques, permettant une acquisition de données à plusieurs niveaux spectraux. Les caméras multi spectrales sont particulièrement efficaces pour capturer des informations sur la santé des plantes et la diversité végétale, tandis que les lidars fournissent des données précises sur la topographie et la structure du terrain. Les capteurs thermiques sont

utiles pour détecter les variations de température, ce qui peut être déterminant pour repérer des activités anormales, telles que des feux de forêt ou des fabrications de charbon [48], [49].

1.4.1.2. Base de données et types de données à traiter

Les drones peuvent contribuer à la génération d'une diversité de données capturées, offrant une collection d'informations pour la surveillance environnementale. Parmi ces données, on trouve des images, des nuages de points, des modèles 3D, et des informations thermiques, chacune apportant une perspective unique sur la zone d'étude. Pendant la mission, ces données peuvent être stockées à bord du drone, offrant une solution pratique pour les missions à distance ou dans des zones difficiles d'accès. Alternativement, les données peuvent être transmises en temps réel vers une station de contrôle à distance, permettant une analyse immédiate.

Les images capturées par les drones, notamment les caméras multi spectrales, permettent une évaluation précise de la santé des plantes et de la biodiversité. Les nuages de points et les modèles 3D offrent une représentation détaillée du relief et de la structure du terrain, tandis que les données thermiques peuvent être significatives pour détecter les variations de température, telles que celles associées aux feux de forêt. Cette diversité de données offre une compréhension approfondie de la zone étudiée, permettant une prise de décision éclairée en matière de gestion des ressources forestières, de conservation de la biodiversité, et de surveillance des écosystèmes forestiers. Ainsi, les drones se positionnent comme des outils indispensables pour la collecte de données environnementales riches et détaillées, contribuant significativement aux efforts de préservation et de gestion durable des écosystèmes forestiers.

1.4.1.3. Méthodes et étapes de traitement

Le traitement des données issues de la télédétection par drone est un processus méthodique qui comprend plusieurs étapes. La première étape, la préparation de la mission, est fondamentale. Elle implique la planification minutieuse de la trajectoire de vol, en prenant en compte les caractéristiques spécifiques de la zone à étudier, et la sélection des capteurs appropriés pour répondre aux objectifs de la mission. Cette phase préparatoire assure le bon déroulement de la collecte des données et l'obtention d'informations pertinentes. L'étape suivante est la collecte des données pendant le vol. Les drones, équipés de capteurs variés acquièrent des données à plusieurs niveaux spectraux, offrant une vision complète de la zone d'étude. Pendant cette phase, les capteurs captent des informations spécifiques selon les besoins de la mission.

Ensuite, l'étape de traitement des données intervient après la collecte, et elle revêt une importance capitale. Elle comprend la correction des images pour garantir leur précision, la fusion des données provenant de différents capteurs pour créer une vue intégrée de la zone, et la création de modèles 3D pour une représentation détaillée de la topographie. Ces processus contribuent à la création d'un ensemble de données homogène et exploitable pour les analyses ultérieures. Enfin, l'analyse des résultats permet aux chercheurs de tirer des conclusions significatives sur la santé des écosystèmes, les changements dans le paysage, et d'autres paramètres spécifiques à la mission. Ainsi, le processus complet de la télédétection par drone, depuis la préparation de la mission jusqu'à l'analyse des résultats, constitue un outil puissant pour la compréhension et la préservation des environnements forestiers

1.4.2. Application des drones pour une surveillance aérienne

1.4.2.1. Surveillance d'évolution de paysage forestier

La surveillance de la déforestation par l'utilisation de drones équipés de caméras multi spectrales représente une avancée remarquable dans la capacité à documenter et à comprendre les changements dans les vastes étendues forestières. Ces caméras sont capables de capturer des images dans différents spectres lumineux, allant au-delà de ce que l'œil humain peut percevoir. Ce niveau de détail permet une analyse approfondie du couvert forestier, rendant possible la détection précoce des altérations. Les drones peuvent survoler des zones spécifiques à des intervalles réguliers, fournissant des séries temporelles d'images. Ces séquences d'images permettent aux chercheurs et aux responsables de comparer visuellement les changements dans le couvert forestier au fil du temps. Les caméras multi spectrales sont particulièrement précieuses car elles peuvent capter des informations sur la santé des plantes, la diversité des espèces et les signes précurseurs de la déforestation.

En détectant les zones où le couvert forestier a été altéré ou éliminé, les drones peuvent identifier les zones touchées par la déforestation. Cela inclut la détection des fronts de déforestation, les zones de coupe rase, et d'autres signes visibles de l'activité humaine ayant un impact sur les forêts. En outre, les drones peuvent être utilisés pour quantifier l'ampleur de la déforestation en fournissant des données précises sur la superficie des zones touchées. Cette technologie offre un moyen efficace et précis de surveiller l'évolution des zones forestières, aidant ainsi les gestionnaires forestiers, les organismes de conservation et les autorités à prendre des décisions éclairées en matière de gestion des ressources naturelles et de préservation des écosystèmes forestiers.

1.4.2.2. Surveillance de feux de forêt

Les drones sont équipés de capteurs thermiques et d'instruments de détection sophistiqués, ce qui en fait des outils particulièrement adaptés pour détecter rapidement et avec précision les foyers d'incendie dans des zones forestières étendues. Lorsqu'un incendie se déclare, les drones peuvent être rapidement déployés pour survoler la zone touchée et fournir des informations aux équipes d'urgence. Les capteurs thermiques des drones permettent de détecter les sources de chaleur associées aux incendies, même à travers la fumée épaisse, offrant ainsi une vision claire de la situation. Ces données sont transmises aux équipes au sol, facilitant une intervention rapide et coordonnée.

Les drones peuvent également être utilisés pour surveiller la progression du feu, en identifiant les points chauds et les zones où le risque d'expansion est plus élevé. Cette permet aux services d'incendie de prendre des décisions sur le déploiement des ressources et la mise en œuvre de stratégies pour contenir le feu. En identifiant les zones prioritaires nécessitant une intervention immédiate, les drones contribuent à maximiser l'efficacité des efforts de lutte contre les incendies.

1.4.2.3. Surveillance des animaux

Cette méthode offre une approche non invasive, permettant d'observer les populations animales dans leur environnement naturel sans perturber leur comportement. Les drones, équipés de caméras peuvent fournir des données détaillées sur les mouvements, les interactions sociales, et d'autres aspects du comportement animal. Les images capturées par les drones permettent de documenter les schémas migratoires, les sites de nidification, et les zones

concluantes pour la survie des espèces. Cette information est précieuse pour les chercheurs et les écologistes travaillant sur la protection des habitats et la préservation des corridors migratoires essentiels. Ceci dit que les drones peuvent également jouer un rôle dans la surveillance et la protection des espèces animales menacées. En identifiant les habitats critiques, les zones de reproduction, et les sites de nidification, les drones contribuent à élaborer des stratégies de conservation ciblées. En fournissant des données sur la présence d'animaux dans des zones spécifiques, ils facilitent également les efforts de lutte contre le braconnage et d'autres menaces directes.

1.4.3. Avantages et limites de la surveillance par drone

1.4.3.1. Les avantages de télédétection par drone

La télédétection par drone présente une série d'avantages significatifs, couvrant des aspects techniques, opérationnels et environnementaux. Techniquement, les drones peuvent être équipés d'une variété de capteurs, tels que des caméras multi spectrales, des lidars et des capteurs thermiques, offrant ainsi une flexibilité considérable dans la collecte de données. Cette capacité polyvalente permet une acquisition de données à plusieurs niveaux spectraux, fournissant des informations riches et détaillées sur la zone ciblée. De plus, les drones sont particulièrement adaptés pour des missions ciblées et ponctuelles, permettant la prise en compte simultanée de plusieurs paramètres grâce à l'utilisation de capteurs multiples selon les besoins spécifiques de l'étude. D'un point de vue opérationnel, la mobilité des drones est un atout majeur. Leur capacité à survoler des zones forestières denses, des terrains montagneux ou des habitats aquatiques offre une perspective aérienne qui complète efficacement les études traditionnelles menées sur le terrain. La rapidité d'intervention constitue également un avantage opérationnel. Les drones peuvent répondre en temps réel, facilitant ainsi des prises de décisions rapides et une intervention immédiate dans des situations critiques [50].

En termes environnementaux, l'utilisation de drones dans la télédétection réduit les risques liés à la présence humaine sur le terrain. Cette méthode non invasive minimise les perturbations dans les écosystèmes, offrant ainsi une approche respectueuse de l'environnement. De plus, la surveillance par drone contribue à l'efficacité des opérations de préservation en fournissant des données précises et en temps réel, permettant ainsi une gestion proactive des écosystèmes. Ces avantages combinés font de la télédétection par drone un outil puissant et adaptable pour la surveillance de la forêt et d'autres environnements naturels.

1.4.3.2. Les limites de l'utilisation d'un drone

Sur le plan technique, les drones, bien qu'ils offrent la possibilité d'être équipés de divers capteurs, se heurtent à une limitation notable de leur capacité de charge utile. Cette restriction peut influencer le nombre de capteurs ou d'instruments qu'ils peuvent transporter simultanément. Etant donné que le poids des composants, notamment la batterie et le moteur est déterminant. De plus, la portée de communication entre le drone et la station de contrôle peut être restreinte, constituant un défi, en particulier lors de l'exploration de zones éloignées. Cela s'applique tant à la transmission des commandes qu'à la transmission des données. En outre, l'intégration des données recueillies par les drones avec d'autres systèmes ou technologies peut parfois s'avérer complexe, surtout en termes de standardisation des formats de données. Il est également intéressant de noter que la transmission et le stockage des données collectées par les drones requièrent des protocoles de sécurité robustes afin de prévenir tout accès non autorisé ou violation de la vie privée. Un autre facteur essentiel à considérer est l'autonomie de la

batterie, étant donné que les drones ont une durée de vol limitée en raison de la capacité de leurs batteries. Cette limitation restreint la période pendant laquelle un drone peut rester en vol, ce qui peut présenter des contraintes pour des missions de longue durée.

Divers facteurs externes ont des effets impactant dans l'utilisation des drones, avec en tête les conditions météorologiques. Les drones sont particulièrement sensibles aux conditions météorologiques, telles que des vents forts, des pluies abondantes ou d'autres éléments défavorables, susceptibles d'influer sur leur stabilité et leurs performances, restreignant ainsi leur utilisation dans des situations spécifiques. De plus, le maniement d'un drone requiert généralement des compétences spécifiques pour assurer une manipulation précise de l'aéronef. Une maîtrise insuffisante pourrait compromettre la fiabilité des données collectées, à moins que le drone ne soit équipé d'un système sophistiqué d'auto-ajustement. Cependant, l'acquisition et l'entretien de drones équipés de capteurs avancés peuvent s'avérer coûteux, englobant des dépenses liées aux équipements, à la formation du personnel et à la maintenance, constituant ainsi une limitation financière. Enfin, les règlements légaux imposent des contraintes strictes sur l'utilisation des drones, en particulier dans l'espace aérien partagé. Ces restrictions légales peuvent restreindre les endroits où les drones peuvent être déployés et les altitudes auxquelles ils peuvent opérer.

1.4.3.3. Défis logistiques et technologiques associés à l'utilisation des drones.

De même que lors de l'étude de la télédétection image satellite, la combinaison synergique des drones avec d'autres technologies constitue une approche innovante amplifie les capacités de surveillance et les résultats obtenus, par exemple l'intelligence artificielle et ses dérivés. De plus, la technologie des capteurs embarqués sur les drones peut être complémentaire à d'autres sources de données, l'internet des objets. En intégrant les données provenant de différentes plates-formes, on obtient une couverture plus complète et une résolution spatiale améliorée, permettant ainsi une analyse plus approfondie et précise des zones surveillées. Cette combinaison de sources de données diverses contribue à créer une image plus holistique de l'environnement étudié.

Une autre synergie importante réside dans l'utilisation de la connectivité en temps réel et des systèmes de communication avancés. En combinant les drones avec des technologies de communication haut débit, les données peuvent être transmises instantanément vers des centres de contrôle distants. Cela permet une réactivité accrue, une prise de décision rapide et une coordination efficace des opérations, ce qui est essentiel dans des situations critiques, comme la détection de feux de forêt ou la réponse à des activités illégales de déforestation.

1.5. Méthode manuelle et les méthodes actuellement utilisées par les gestionnaires forestiers à Madagascar

1.5.1. Méthode traditionnelle de patrouille et participative

1.5.1.1. Surveillance par des gardes forestiers

Les stratégies actuellement mises en place à Madagascar pour assurer la préservation de cet environnement naturel sont diversifiées et rigoureuses, incluant une surveillance active à l'entrée principale du parc ainsi qu'un système de patrouille bien structuré. À l'entrée principale, des employés de la MNP veillent de manière vigilante sur toutes les personnes entrant dans le parc,

qui sont majoritairement des touristes. Pour renforcer cette surveillance, chaque visiteur externe doit impérativement être accompagné d'un guide reconnu par la MNP, ce qui garantit que les visiteurs respectent les règles et prennent conscience de l'importance de la conservation.

Par ailleurs, des agents patrouilleurs de la MNP sont chargés de mener des patrouilles régulières tout au long de la journée, couvrant divers secteurs du parc pour s'assurer qu'aucune activité illégale ne se déroule. En plus de ces patrouilles programmées, ces agents sont également prêts à effectuer des patrouilles inopinées en réponse à toute activité suspecte signalée dans le parc. Cette double approche de surveillance vise à renforcer la sécurité du parc et à prévenir une variété d'activités potentiellement préjudiciables, telles que le braconnage, la déforestation illégale ou d'autres comportements nuisibles à la biodiversité de la région.

1.5.1.2. Surveillance en collaboration avec des associations de communauté locale

Parmi les mesures mises en place pour assurer la surveillance des aires protégées de la MNP, figure la création d'un cadre local de collaboration clair et formel, grâce à une structure inclusive représentant les membres des communautés locales. Cette structure, connue sous le nom de Comité Local du Parc (CLP), vise à établir une cogestion des aires protégées avec les communautés locales. Ces dernières sont encouragées à travailler en étroite collaboration avec le gestionnaire du parc et à mener des activités de patrouille et de surveillance à l'intérieur des aires protégées afin de signaler toute activité illicite. De plus, le cadre juridique existant, tel que le « Dina » ou pacte local, facilite la gestion des conflits et des infractions, étant reconnu par le gouvernement comme un outil de gestion forestière ayant une force juridique.

Dans le cadre du plan stratégique de la MNP, l'un des objectifs clés est la cogestion des aires protégées avec les communautés locales. Par conséquent, un soutien et un encadrement ont été apportés aux CLP à travers des formations axées sur la sensibilisation et le plaidoyer. Cette initiative a permis de former des CLP opérationnels, renforçant ainsi la collaboration entre la MNP et les communautés locales dans la surveillance et la préservation des aires protégées [51].

1.5.1.3. L'approche par collecte participative par la MBG

Le *Missouri Botanical Garden* est actif à Madagascar depuis près de 47 ans et a une présence continue dans le pays depuis 1983. Depuis 2004, engagé dans la gestion environnementale, il opère à Antsiranana avec un engagement principal envers la préservation de la nature. Les actions de l'organisme se concentrent sur la recherche liée aux plantes de Madagascar et à leurs applications, englobant des activités telles que la recherche, la préservation et le développement [52]. En plus de la méthode traditionnelle de patrouille pour la surveillance de la forêt de la Montagne des Français, l'organisme fait également usage du système Global Forest Watch, fondé sur la combinaison de la télédétection et l'approche de la collecte participative ou du *participatory sensing*.

Global Forest Watch (GFW) est une plateforme mondiale de surveillance des forêts créée par le *World Resources Institute* (WRI). Son objectif principal est de fournir en temps réel des informations sur l'état des forêts à l'échelle mondiale en utilisant des données satellitaires, des analyses de télédétection, des technologies avancées et la participation du public. La plateforme permet de suivre divers aspects des forêts, tels que la couverture forestière, la déforestation, les

incendies, les concessions forestières, et d'autres indicateurs importants [53]. Elle offre une visualisation interactive des données, permettant aux utilisateurs de surveiller les changements et d'accéder à des informations détaillées sur des zones spécifiques, tout en recevant des alertes en temps réel sur des activités potentiellement préjudiciables aux forêts [54].

1.5.2. Limites des méthodes actuelles appliquées

1.5.2.1. Problèmes liés à la méthode de patrouille

La mise en place d'unités de patrouille a permis de réduire les activités illégales dans les zones protégées, mais leur efficacité reste perfectible. Face à un contexte en constante évolution, les braconniers développent des stratégies pour contourner les patrouilles. De plus, la méthode traditionnelle de patrouille dans des réserves naturelles rencontre des défis significatifs en raison de l'immensité de la zone à surveiller, couvrant des milliers d'hectares de forêt dense et de terrain accidenté. Il est souvent impossible de couvrir de manière exhaustive l'ensemble de l'environnement, ce qui rend les surveillances aléatoires et irrégulières.

Les patrouilleurs sont confrontés à une grave insuffisance d'équipements adaptés : ils ne disposent pas de véhicules nécessaires pour naviguer dans des zones inaccessibles autrement, ni de matériel de communication pour coordonner leurs efforts et signaler rapidement les incidents. De nombreuses parties de la forêt sont inaccessibles par des chemins directs, obligeant les patrouilleurs à parcourir des heures à pied à travers des sentiers étroits et escarpés, augmentant ainsi la fatigue et réduisant leur efficacité. Cette inaccessibilité complique encore la tâche de surveillance, car certaines zones critiques peuvent ne jamais être atteintes. De plus, ils manquent de kits de sécurité, ce qui les expose à des risques personnels élevés. Le défi majeur réside donc dans la nécessité de moderniser le système de surveillance pour assurer une protection efficace et continue [55].

1.5.2.2. Limite de l'outil de GFW

Le *Global Forest Watch* présente des limites dans la surveillance de la déforestation en raison de plusieurs facteurs. Premièrement, il est difficile de distinguer les véritables forêts du couvert forestier agricole, tel que les plantations de palmiers à huile, ce qui peut entraîner une surestimation de la superficie forestière par les systèmes de surveillance par satellite. De plus, l'absence d'ensembles de données mondiaux sur l'utilisation des terres rend difficile la distinction entre la perte permanente de couvert arboré, liée à la déforestation, et les pertes temporaires dues à d'autres facteurs tels que les incendies de forêt ou les rotations de récolte de bois.

En outre, le couvert arboré est une mesure unidimensionnelle qui ne capture pas toutes les caractéristiques d'une forêt, ce qui complique la détection de la dégradation forestière. Les forêts présentant des différences significatives en termes de forme et de fonction, telles que les forêts primaires intactes et les plantations gérées pour la production de bois, sont presque impossibles à distinguer sur les images satellites basées uniquement sur le couvert forestier. De plus, le gain de couvert arboré est plus difficile à mesurer que la perte, car il s'agit d'un processus progressif difficile à discerner d'une image satellite à l'autre. Enfin, les variations méthodologiques et temporelles dans les données sur le couvert arboré, la perte et le gain rendent difficile la comparaison et le calcul précis de la perte nette de couverture arborée [56].

1.6. Conclusion

1.6.1. Synthèse sur les enjeux de la surveillance de la déforestation

En conclusion, la surveillance de la déforestation revêt une importance déterminante en raison des enjeux liés à l'abattage d'arbres. On a constaté que la déforestation a des conséquences importantes sur la nature. Elle perturbe le climat en relâchant des gaz qui contribuent au réchauffement de la planète, accentuant ainsi les problèmes liés aux changements climatiques. De plus, elle rend le sol plus vulnérable, réduisant sa fertilité et l'espace disponible pour cultiver des plantes. Les forêts, qui sont importantes pour la conservation de l'eau, voient également leur capacité à influencer les cycles de pluie diminuer, ce qui peut affecter l'accès à l'eau potable. La déforestation menace aussi la diversité des plantes et des animaux, mettant en danger l'équilibre de la vie dans les forêts.

Sur le plan économique, elle peut nuire au tourisme, réduire les revenus des habitants locaux et avoir d'autres conséquences financières. Cependant, une gestion responsable des forêts peut offrir des avantages économiques en préservant la diversité naturelle et en renforçant la réputation internationale d'un pays. Dans le nord de Madagascar, la coupe due à la culture excessive d'une plante appelée *Catha edulis* et l'exploitation des arbres pour faire du charbon de bois et des meubles sont des causes importantes de déforestation.

Ainsi, la surveillance forestière aide dans la préservation de l'environnement en empêchant une érosion accélérée et en assurant la santé des sols, une base fondamentale pour notre existence. Elle permet d'évaluer l'étendue des activités de coupe, d'anticiper les impacts sur les cycles hydrologiques et de mettre en œuvre des mesures de conservation spécifiques. Cette surveillance continue se révèle être un outil indispensable pour assurer la préservation des espèces végétales et animales. En agissant comme un rempart essentiel, la surveillance forestière permet de contrôler ces activités et de prévenir la déforestation persistante dans cette région.

1.6.2. Synthèse sur les technologies associées à la surveillance de la déforestation

D'une part, nous avons trouvé la télédétection par imagerie satellite. Elle constitue une méthode efficace pour la surveillance forestière, reposant sur des composants clés tels que la source d'énergie, le rayonnement atmosphérique, l'objet d'étude, le capteur enregistreur, le système de traitement des données, et l'analyse interprétative. Divers capteurs, tels que les optiques, radars, hyper spectraux, thermiques et lidar, sont utilisés pour collecter des données traitées à des fins de surveillance environnementale. En particulier, la télédétection offre des applications spécifiques dans la surveillance des changements forestiers, la détection de déforestation illégale, le suivi de la croissance des plantations, et la cartographie des feux de forêt. Les avantages de cette méthode incluent sa portée globale, sa continuité temporelle, sa sécurité des données, et sa capacité à minimiser les perturbations dans des zones difficiles d'accès. Cependant, les limites se trouvent dans la résolution, la dépendance aux conditions atmosphériques, la difficulté à l'accès aux données et la nécessité d'une haute capacité de traitement.

D'autre part, les systèmes de drones pour la surveillance forestière représentent une approche polyvalente basée sur l'utilisation d'un aéronef sans pilote humain à bord. Elle permet la collecte de données à distance et fournissant des informations détaillées sur les

environnements forestiers. Grâce à une variété de capteurs embarqués, tels que les caméras multi spectrales, les lidars et les capteurs thermiques, ces drones acquièrent des données à plusieurs niveaux spectraux. La base de données résultante, comprenant des images, des nuages de points, des modèles 3D et des données thermiques, constitue une ressource précieuse pour la surveillance environnementale. Cette base permet l'évaluation de la biodiversité, la prédiction de la déforestation, la surveillance des incendies de forêt et l'observation des populations animales. On constate que les applications des drones offrent des avantages significatifs pour la gestion des ressources naturelles, la conservation de la biodiversité et la protection des écosystèmes. Du fait de voler à des altitudes basses, les drones peuvent acquérir une résolution plus élevée et une capture détaillée d'une zone spécifique. Son utilisation est plus adaptée à la surveillance de petites zones pour une cartographie plus détaillée. Son avantage réside sur la possibilité d'une capture d'image à la demande, offrant une flexibilité temporelle pour des missions spécifiques. Mais par contre, ses coûts peuvent être plus élevés du point de vue matériel mais aussi sur la nécessité d'une personne qualifiée pour sa manipulation. De plus, ils sont aussi affectés par les conditions météorologiques bien que moins par rapport à la télédétection par satellite. Les drones sont spécifiquement déployés pour une surveillance plus ciblée et prédéfinie, mais présente une difficulté sur la surveillance précoce. Enfin, ils sont plus idéaux pour des applications telles que la cartographie de précision, la surveillance agricole où on a besoin de données plus détaillées.

Les initiatives de conservation de la Montagne d'Ambre comprennent la surveillance de l'entrée principale et un système de patrouille impliquant des agents et gardes forestiers, dont certains résident dans le parc. L'objectif est de prévenir le braconnage et la déforestation. Par contre la surveillance reste un défi en raison de la vaste étendue de la zone, exposant la région à des risques potentiels. Parallèlement, le MBG, actif dans la gestion environnementale à Antsiranana depuis 2004, se concentre sur la préservation de la nature. En complément de la patrouille traditionnelle, le MBG utilise GFW, une plateforme mondiale basée sur la collecte participative, intégrant des données satellitaires et la participation du public pour fournir des informations en temps réel sur les forêts à l'échelle mondiale. Néanmoins, les méthodes actuelles de surveillance, notamment la patrouille traditionnelle, sont entravées par la vaste étendue à couvrir, entraînant une surveillance inégale. De plus, la surveillance participative pose des défis locaux car la population n'est pas familière avec cette méthode, compliquant la collecte de données de qualité par des participants non experts et exposant la Montagne d'Ambre à des risques accrus.

1.6.3. Motivation sur la surveillance par capteurs aux sols

Dans le cadre de notre recherche approfondie, nous avons centré notre attention sur la surveillance précoce de la déforestation. Cette approche se distingue nettement de la télédétection, qui se concentre principalement sur la détection des dommages forestiers, l'analyse et la prédiction intervenant souvent après le commencement de la déforestation. Notre premier objectif est orienté vers la prévention, consistant à identifier les signes avant qu'une déforestation ne débute. Cette démarche s'inscrit dans la perspective de la protection des arbres en détectant les coupes, soulignant ainsi l'importance de chaque arbre individuel. D'où la nécessité impérieuse d'effectuer une surveillance en temps réel pour garantir une réactivité optimale.

Un deuxième objectif clé de notre étude réside dans la quête de précision dans la surveillance. Nous aspirons à développer des méthodes et des technologies qui permettent une identification minutieuse des activités de déforestation, offrant ainsi une vision détaillée des zones potentiellement menacées. Un autre axe de notre recherche se concentre sur la réduction des coûts associés à la surveillance anticipée de la déforestation. Nous cherchons des solutions innovantes et efficaces qui permettent d'optimiser l'utilisation des ressources tout en maintenant une performance élevée. En outre, un quatrième objectif convaincant est d'assurer la pérennité et la fiabilité des systèmes de surveillance déployés dans le temps, garantissant ainsi une protection continue des écosystèmes forestiers.

Pour atteindre ces objectifs ambitieux, nous avons examiné attentivement la détection par capteur au sol, visant à fournir des réponses en temps réel pour une intervention rapide et efficace. En outre, l'examen de l'alimentation par énergie renouvelable dans le contexte de ces systèmes de surveillance fait partie intégrante de notre démarche pour assurer une durabilité environnementale globale de nos solutions. Parallèlement, nous avons délibérément choisi d'adopter une approche en détectant la déforestation par le biais de la détection sonore. Cette méthode repose sur l'utilisation de l'intelligence artificielle pour le traitement de données, garantissant une précision accrue dans l'identification des activités potentiellement préjudiciables.

Chapitre 2

Etude de la partie matérielle de la surveillance de la montagne d'Ambre

2.1. Introduction

Suite à une enquête sur le terrain, la déforestation se révèle être le résultat d'une coupe illégale des arbres. En comparaison avec les méthodes actuellement utilisées sur la montagne d'Ambre et celles présentées dans le premier chapitre, la constatation de la déforestation survient après que l'arbre a été coupé. Dans notre contexte, les résultats de l'enquête indiquent que la coupe se fait à l'aide d'une hache, nous permettant ainsi de détecter le son émis pendant la découpe. Cette approche nous permet d'identifier l'infraction dès le début de la coupe, plutôt qu'après la chute de l'arbre. En cohérence avec nos objectifs précédents, nous privilégions l'utilisation d'un système électronique de capteurs au sol décrit par la figure suivante :

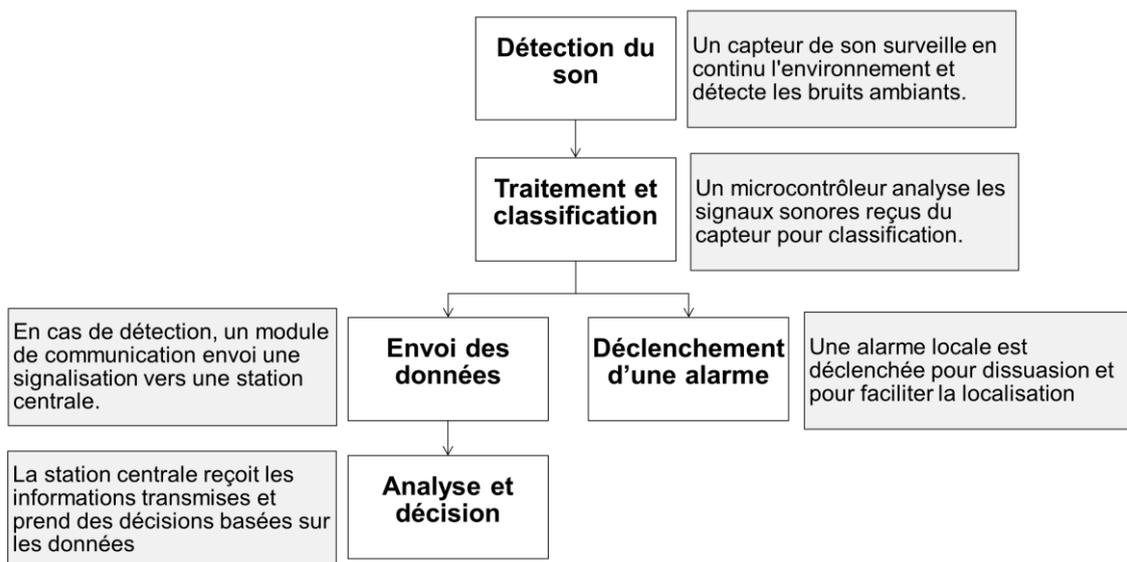


FIGURE 2.1. Vue d'ensemble du système de surveillance

Le système de surveillance proposé se compose de cinq composants principaux : une unité de capture, une unité de traitement, un système d'alarme locale, un module de communication et une station centrale. L'unité de capture détecte les bruits environnementaux, notamment ceux liés à la découpe d'arbres, et envoie les signaux à l'unité de traitement. Celle-ci utilise un

algorithme d'intelligence artificielle pour classifier les sons et identifier une éventuelle découpe d'arbres. En cas de détection, elle envoie une alerte via le module de communication à la station centrale pour une analyse et une prise de décision rapide. Simultanément, une alarme locale est déclenchée pour dissuader l'intrus et faciliter sa localisation immédiate.

Dans cette section de l'étude, nous mettrons particulièrement l'accent sur le matériel afin d'identifier les solutions les mieux adaptées au site et à ses contraintes. Nous cherchons à concevoir un modèle électronique de surveillance en temps réel et continue. Cette capacité permettra une détection précoce, déclenchant une réponse immédiate des parties prenantes ou, au minimum, dissuadant les contrevenants. Parallèlement, nous nous efforçons de minimiser la consommation d'énergie et d'identifier les composants répondant à cette exigence [57].

Pour ce faire, nous commencerons par étudier le système électronique approprié pour une surveillance forestière locale, réaliser le bilan énergétique du système et optimiser sa consommation. Notre approche repose sur l'optimisation du temps d'activation du système tout en garantissant une surveillance efficace. Ensuite, une analyse de la capacité énergétique de la zone forestière sera entreprise pour déterminer le dimensionnement optimal du système pour l'approvisionnement en énergie.

2.2. Partie électronique du système de surveillance forestière

2.2.1. Description du principe de fonctionnement du système

2.2.1.1. Description du système matériel pour une surveillance locale

Du point de vue matériel, lors de la surveillance, le son est capturé par un capteur sonore qui est le microphone. Cela est suivi de la conversion du son en données exploitables par un microcontrôleur via une carte son [58]. Ensuite, le signal sonore est enregistré et analysé pour détecter la découpe d'arbre à la hache.

En cas de détection, une sirène se déclenche pour dissuader la personne effectuant la découpe d'arbre et aider à sa localisation. Simultanément, une alerte est envoyée à une station centrale pour permettre une intervention rapide des gestionnaires du parc.

Le schéma bloc du système est illustré dans la FIGURE 2.2 :

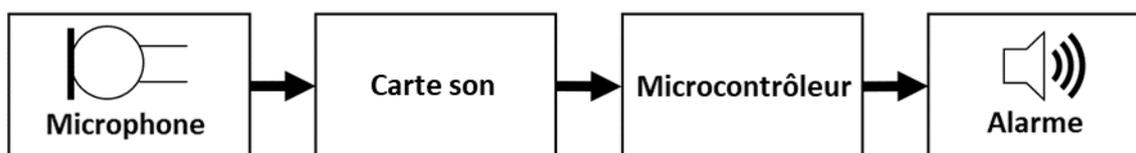


FIGURE 2.2. Composants matériels du système de surveillance

2.2.1.2. Algorithme de la détection sonore pour la surveillance

Lors du monitoring, le système capture le son puis le découpe en 5 secondes. Durant ce temps, une identification de son de coup de hache est réalisée. En cas de détection positive, une confirmation est effectuée en procédant à une seconde identification. Dans le cas contraire, le système se réinitialise.

Cette étape d'identification est répétée trois fois successivement, soit pendant une durée de 15 secondes. Alors, si la coupe est confirmée, l'alarme se déclenche pendant 10 minutes, équivalent à un temps estimatif d'arrivée d'un garde forestier.

L'algorithme présenté dans la figure suivante résume cette étape de détection :

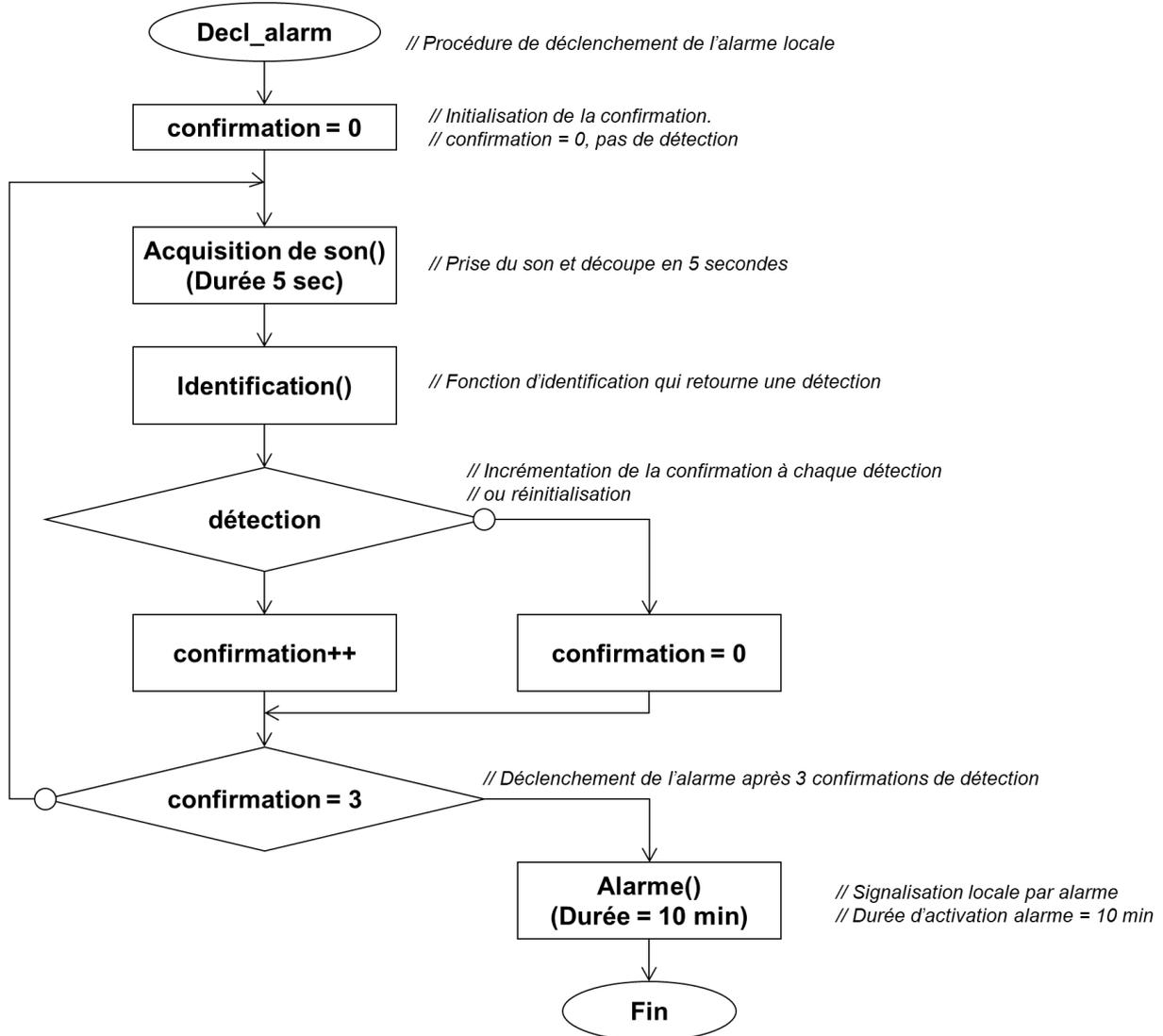


FIGURE 2.3. Algorithme de déclenchement d'alarme locale

2.2.1.3. Étude et gestion de l'utilisation du système avec prise en compte du contexte de la situation actuelle.

D'après nos enquêtes auprès des villageois et de l'Association MNP, les arbres sont abattus pour faire du charbon de bois ou pour la menuiserie. Les arbres ciblés sont de grande taille, d'un diamètre supérieur à 30 cm et d'une longueur supérieure à 3 mètres. La découpe se fait en tranches de haut en bas, ce qui prend plus de 30 minutes. Pour surveiller cela, nous recommandons de vérifier toutes les dix minutes afin de ne pas attendre la chute de l'arbre.

Les violations potentielles se produisent pendant la journée lorsque le soleil brille c'est-à-dire de l'aube au coucher du soleil. Dans la zone de surveillance, le soleil se lève vers 6h du matin et se couche vers 18 h durant toute l'année. En prenant une marge de deux heures de temps avant

le lever du soleil et son couché, nous nous sommes fixés à une surveillance allant de 4h du matin à 20h du soir. Ainsi, on effectue une surveillance de 16/24h en une journée.

2.2.2. Efficacité renforcée de la surveillance par la combinaison « Microphone - Microcontrôleur »

La détection sonore se positionne comme un instrument robuste dans la lutte contre la déforestation, et l'utilisation stratégique d'une combinaison de microphone et de microcontrôleur élargit les possibilités de surveillance dans les zones forestières.

2.2.2.1. Avantage en termes de précision

L'alliance d'un microphone conçu pour la détection sonore avec un microcontrôleur présente efficacité de surveillance en termes de précision. Ces microphones ont la capacité de capturer des sons spécifiques liés à la déforestation, comme le bruit caractéristique des tronçonneuses ou le craquement des branches sous la pression humaine [59], [60]. Cette synergie avec les microcontrôleurs permet une surveillance plus focalisée, facilitant une détection rapide et précise des activités illégales de déforestation. Ainsi, cette combinaison offre une réactivité accrue pour contrer efficacement les pratiques non durables et contribuer à la préservation des écosystèmes forestiers [61].

2.2.2.2. Capacité d'analyse en temps réel

Les microcontrôleurs occupent un rôle central dans l'analyse en temps réel des données sonores captées par les microphones. La détection en temps réel à l'aide d'un capteur de détection acoustique sans fil a été conséquente dans un projet d'agriculture durable et intelligent. Grâce à une programmation sophistiquée, cette combinaison permet le traitement instantané des informations sur site environnementaux, déclenchant des alertes précoces en cas d'activités suspectes [62]. Cette capacité d'analyse en temps réel offre aux autorités la possibilité d'intervenir rapidement, limitant ainsi les dommages environnementaux. La réactivité des systèmes de surveillance, grâce aux microcontrôleurs, pourrait être exploitée pour renforcer considérablement leur efficacité dans la lutte contre la déforestation [63].

2.2.2.3. Réduction de la consommation énergétique

Une dimension de cette combinaison réside dans la réduction de la consommation énergétique. Les microcontrôleurs, par leur nature économe en énergie, peuvent être alimentés par des sources durables. Cette autonomie énergétique assure un fonctionnement continu des dispositifs de surveillance, éliminant la nécessité de dépendre de sources d'alimentation traditionnelles. Ainsi, la combinaison microphone-microcontrôleur offre une solution durable pour la surveillance à long terme des zones forestières [64].

2.2.3. Etalage des systèmes électroniques pour le choix des composants

2.2.3.1. La chaîne d'instrumentation de traitement sonore

La conception d'une unité de capture pour un système de surveillance par capteurs au sol revêt une importance concluante, étant chargée de convertir le son ambiant en un signal électrique exploitable.

Le choix de l'unité de capture pour un système de surveillance dépend de plusieurs facteurs, notamment les conditions acoustiques, la présence de bruit ambiant et la portée du système[65]. Ces paramètres sont également influencés par l'efficacité attendue du système, ce qui détermine le type de transducteur et les paramètres de traitement analogique à mettre en œuvre.

Voici une présentation de plusieurs types de microphone courant en surveillance environnementale terrestre :

TABLEAU 2.1. Description de différents microphones courants en surveillance environnementale terrestre

Type	Spécificité	Application	Description
Microphones à condensateur	Pour une sensibilité élevée	Captation de sons subtils dans la nature, tels que les chants d'oiseaux, le vent dans les arbres, ou les bruits d'insectes.	Offrent une sensibilité élevée, une réponse en fréquence étendue et une capacité à capturer des détails sonores subtils, les rendant idéaux pour la surveillance de l'environnement naturel.
Microphones dynamiques	Robustes pour des conditions difficiles	Surveillance environnementale dans des conditions extérieures difficiles. Par exemple, pour capturer des bruits de machines, des activités industrielles, ou des événements sportifs en plein air.	Robustes, durables, et peuvent gérer des niveaux sonores élevés, ce qui les rend adaptés à des environnements bruyants et exigeants.
Microphones piézoélectriques	Pour la capture de vibrations	Captation des vibrations du sol pour la surveillance sismique ou la détection des mouvements de la faune.	Convertissent les vibrations directement en signaux électriques, les rendant adaptés à la surveillance des phénomènes sismiques ou des mouvements au sol.
Microphones électrostatiques	Pour une haute qualité audio	Enregistrement précis des sons ambiants pour des applications de surveillance acoustique. Par exemple, pour l'étude des écosystèmes sonores.	Offrent une qualité audio exceptionnelle avec un faible niveau de bruit propre, adaptés à des applications de surveillance qui exigent une reproduction précise des sons ambiants.
Microphones directionnels	Pour une focalisation du son	Surveillance spécifique d'une source sonore dans un environnement bruyant, comme la capture d'appels d'oiseaux dans un parc urbain.	Conçus pour focaliser sur une source sonore spécifique, offrant une isolation significative dans des environnements où la directionnalité est décisive.

2.2.3.2. L'unité de traitement sonore

Après l'enregistrement audio, diverses méthodes peuvent être employées pour le traitement du son. On peut opter pour un traitement en chaîne d'instrumentation analogique. Mais actuellement, des modules abordables et efficaces sont utilisés pour convertir les données capturées en données informatiques, comme l'utilisation d'une carte son. Notre préoccupation principale réside dans le traitement des données capturées en vue de la prise de décision.

Dans ce paragraphe, nous poursuivons notre exploration de la composante matérielle, en nous concentrant initialement sur le dispositif de traitement dans le nœud capteur. Pour des considérations pratiques et techniques, l'utilisation de microcontrôleurs s'avère être la solution la plus adaptée dans le contexte d'une surveillance environnementale.

Ainsi, voici quelques microcontrôleurs courants utilisés pour le traitement sonore :

TABLEAU 2.2. Tableau de présentation des potentiels microcontrôleurs pour la surveillance environnementale

Type	Consommation énergétique	Capacité de traitement	Programmation	Connectivité	Coût	Evolutivité
Arduino	Faible	Modéré	Facile	Limité Extensible avec des modules supplémentaires	Abordable	Limitée pour des applications complexes
Raspberry Pi	Modérée	Elevée, comparable à un ordinateur	Facile. Peut-être plus complexe que certains microcontrôleurs	Excellente, avec Ethernet, Wi-Fi, Bluetooth	Plus élevé que les microcontrôleurs plus simples	Excellente pour des applications avancées
ESP32 et ESP8266	Modérée à faible	Modérée	Facile, similaire à l'Arduino	Excellente, avec Wi-Fi intégré	Abordable	Bonne pour des applications IoT
STM 32	Variable en fonction du modèle, peut être faible	Elevée, adaptée à des applications complexes	Plus complexe que certains microcontrôleurs	Variable en fonction du modèle	Variable	Excellente pour des applications avancées
PIC Microcontrôleurs	Variable, certains modèles peuvent être de basse consommation	Modérée à élevée	Bien documentée. Peut-être plus complexe que certaines alternatives	Variable	Variable	Bonne pour des applications variées
BeagleBone Black	Plus élevée que certains microcontrôleurs	Elevée, comparable à un ordinateur	Peut-être plus complexe que certains microcontrôleurs	Excellent, avec Ethernet, Wi-Fi, Bluetooth intégrés	Plus élevé que les microcontrôleurs simples	Excellente pour des applications avancées

2.2.3.3. Choix des composants matériels du système

Pour répondre à nos besoins, nous allons détailler le choix de nos composants principaux :

Le microphone à électret : C'est un choix fréquent dans les applications où une faible consommation énergétique est nécessaire. Ce type de microphone utilise un matériau diélectrique polarisé en permanence pour capter les variations de pression acoustique. En raison de son faible niveau de bruit et de sa sensibilité élevée, cet appareil représente un choix optimal pour capturer des signaux sonores, tout en minimisant la consommation d'énergie [66]. Cette caractéristique est particulièrement importante dans des applications autonomes

Voici son diagramme schématique :

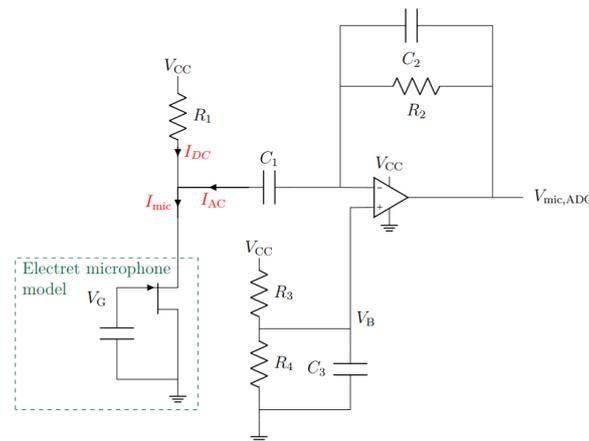


FIGURE 2.4. Diagramme schématique d'un microphone à électret

Le Raspberry Pi 3 : Elle est une solution informatique compacte et économe en énergie, ce qui en fait un choix idéal pour le traitement des données issues du microphone. Avec son processeur multi cœur et sa capacité à exécuter des programmes complexes, le Raspberry Pi 3 offre une plateforme flexible pour implémenter des algorithmes de traitement du signal [67]. Cela peut inclure la détection de motifs sonores, la reconnaissance vocale, ou d'autres traitements adaptés à l'objectif spécifique du système. Elle nous permettra ainsi une évolutivité par rapport aux fonctionnalités. Le tableau suivant montre les caractéristiques techniques de Raspberry Pi 3B+ :

TABLEAU 2.3. Caractéristiques techniques de Raspberry Pi 3B+

Processeur	Broadcom BCM2837B0, Cortex-A53 64-bit SoC @ 1.4GHz
Mémoire	1Gigaoctet
Connectivité	<ul style="list-style-type: none"> • 2.4 GHz and 5 GHz IEEE 802.11b/g/n/ac wireless LAN, Bluetooth 4.2, BLE • Gigabit Ethernet sur USB 2.0 • 4 interfaces USB 2.0
Vidéo et son	<ul style="list-style-type: none"> • Une entrée HDMI • Port d'affichage MIPI DSI

	<ul style="list-style-type: none"> • camera port MIPI CSI • Sortie stéréo 4 pôles et port vidéo composite
Support Carte SD	Format Micro SD pour le chargement du système d'exploitation et le stockage des données

La carte son USB : La connexion en liaison série entre le microphone à électret et le Raspberry Pi 3 via une carte son permet d'acheminer les données de manière efficace. La liaison série est connue pour sa simplicité et son utilisation optimale des ressources. La carte son assure une interface fiable entre le microphone et le Raspberry Pi, facilitant la transmission des signaux audio. Cette contribution essentielle aide à maintenir la consommation d'énergie à un niveau bas [68].

Le générateur sonore : L'ajout d'un générateur sonore d'une intensité de 120 dB pour l'alarme est une mesure importante pour garantir une notification influente [69]. La puissance sonore élevée assure une alerte audible même dans des environnements bruyants. Il est essentiel que ce générateur sonore soit activé de manière sélective pour minimiser la consommation d'énergie lorsqu'il n'est pas nécessaire.

2.3. Etude de la consommation énergétique du système

2.3.1. Mode de calcul de la consommation du système

Pour calculer l'énergie consommée par le système[70], on va utiliser l'équation :

$$E = \sum P_i \times T_i \quad (2.1)$$

- E [Wh] : Énergie totale
- P_i [W] : Puissance active pour chaque composant
- T_i [h] : Temps d'utilisation

Ensuite, le tableau suivant détaille les caractéristiques techniques [71] du système :

TABLEAU 2.4. Caractéristiques techniques des composants du système électronique

Composant	Tension de fonctionnement (V)	Actuel (A)	Puissance active (W)
Microphone à électret	1,5 à 10	$0,5 \times 10^{-3}$	$4,5 \times 10^{-3}$
Carte son	5	26×10^{-3}	0,13
Raspberry Pi 3 actif	5	1	5
Raspberry Pi 3 inactif	5	200×10^{-3}	1
Alarme	9 à 12	333×10^{-3}	4

2.3.2. Évaluation en fonction du temps d'utilisation

2.3.2.1. Cas du système en surveillance ininterrompue

Ici, nous parlons d'une surveillance ininterrompue, un système fonctionnant 24 heures sur 24. Et le résultat est présenté dans le TABLEAU 2.5 :

TABLEAU 2.5. Consommation d'énergie par composant sur une période de 24 heures en surveillance ininterrompue

Équipement	Durée (h)	Puissance active (W)	Énergie consommée (Wh)
Microphone à électret	24	$4,5 \times 10^{-3}$	108×10^{-3}
Carte son USB	24	0,13	3,12
Raspberry Pi 3 actif	24	5	120
Alarme	$n*(10/60)$	4	$4*n*(10/60)$
Énergie totale E_{tot}		$123,228 + 4*n*(10/60)$	

Pour (n) nombre de détections dans une journée, dans lesquelles l'alarme retentit pendant 10 minutes, on a la valeur : Énergie totale $E_{tot} = 123,228 + 4*n*(10/60)$.

Prenons un exemple : pour quatre détections en 24 heures, l'énergie est estimée à environ $123,228 + 4*4*(10/60) = 125,895$ Wh.

2.3.2.2. Etude en fonction de l'état de situation au parc

En tenant compte de l'enquête contextuelle du site, voici quelques paramètres que nous avons pris en compte :

- Début de la surveillance : à 4h du matin
- Fin de la surveillance : à 20h
- Intervalle d'activation du système : toutes les 10 minutes
- Durée maximale de traitement du son lors de l'activation : 15 secondes
- Durée de déclenchement de l'alarme sur détection d'une infraction : 10 minutes

TABLEAU 2.6. Calcul du temps d'utilisation des composants

Équipement	Nombre d'heures (h)	Durée d'activation (s)	Nombre par heure	Durée totale (h)
Microphone	16	15	6	0,4
Carte son USB	16	15	6	0,4
Raspberry Pi 3 actif	16	15	6	0,4
Alarme	-	10x60	En fonction de (n), nombre de détections	$n*(10/60)$

2.3.2.3. Consommation optimisée en une période de 24 heures

Par conséquent, l'énergie totale sur 24 heures calculée à partir de l'équation (2.1) est présentée dans le TABLEAU 2.7 :

TABLEAU 2.7. Consommation d'énergie par composants sur une période de 24 heures avec un suivi optimisé

Équipement	Durée totale (h)	Puissance active (W)	Énergie consommée (Wh)
Microphone à électret	0,4	$4,5 \times 10^{-3}$	$1,8 \times 10^{-3}$
Carte son	0,4	0,13	52×10^{-3}
Raspberry PI 3 Actif (*)	0,4	5	2
Raspberry PI 3 Inactif (*)	$23,6 - n*(10/60)$	1	$23,6 - n*(10/60)$
Alarme	$n*(10/60)$	4	$4*n*(10/60)$
Total d'énergie consommée en 24 heures		$25,65 + 3*n*(10/60)$	

Lorsque l'alarme est déclenchée, le microcontrôleur sort du mode veille. En conséquence, nous déduisons l'énergie en veille et ajoutons l'énergie pendant l'activité. Ceci signifie qu'on ajoute environ 0,5 Wh pour chaque détection.

Par exemple, avec quatre détections par jour, la consommation totale est de 27,65 Wh.

2.4. Etude énergétique en surveillance environnementale et forestière

2.4.1. Défis et solutions dans la surveillance environnementale

2.4.1.1. La nécessité de garantir une continuité de surveillance dans des environnements hostiles

Pour assurer une surveillance environnementale constante, il est impératif de rechercher des sources d'alimentation fiables et durables, garantissant ainsi la collecte ininterrompue de données essentielles pour la préservation de l'écosystème. Cette quête de stabilité énergétique est indispensable dans le domaine de la surveillance environnementale [63]. Ainsi, l'un des défis majeurs réside dans l'approvisionnement constant en énergie des dispositifs de surveillance, surtout dans des environnements hostiles tels que les zones forestières éloignées. Les contraintes liées à l'éloignement des sources d'énergie conventionnelles, et aux difficultés logistiques rendent essentiel le développement de solutions autonomes.

2.4.1.2. Orientation vers une solution autonome

L'efficacité d'un système de surveillance environnementale repose aussi en grande partie sur sa capacité à fonctionner de manière autonome, sans dépendre d'une alimentation externe constante. La nécessité d'un système d'alimentation autonome est exacerbée dans des contextes où l'accès régulier pour le remplacement des sources d'énergie est difficile. Un dispositif capable

de s'auto-alimenter augmente la fiabilité de la surveillance tout en minimisant l'impact écologique lié aux interventions humaines fréquentes. Cette autonomie devient ainsi une pierre angulaire pour assurer la pérennité et l'efficacité des systèmes de surveillance environnementale [58].

2.4.1.3. Option pour le choix d'un système photovoltaïque

En suite logique avec les paragraphes précédents, le choix du système photovoltaïque émerge comme une solution particulièrement adaptée pour répondre aux exigences de la surveillance environnementale. Les panneaux solaires offrent une source d'énergie renouvelable, durable et respectueuse de l'environnement. En exploitant l'énergie du soleil, les dispositifs de surveillance peuvent fonctionner de manière continue, même dans des zones isolées [72], [73]. De plus, cette approche contribue à réduire l'empreinte carbone, renforçant ainsi la compatibilité des systèmes de surveillance avec les objectifs de durabilité et de préservation environnementale.

2.4.2. Contexte énergétique dans la forêt de la Montagne d'Ambre

2.4.2.1. Contexte d'ombrage en forêt et choix d'outils

Dans notre cas, le site d'étude est une forêt dense, le positionnement des panneaux se fait donc dans une des zones partiellement ombragées.

Travaillant en milieu forestier, les arbres génèrent à certains moments des ombres sur les panneaux. L'ombrage a un impact réducteur sur les performances du panneau [74]. Il est complexe d'avoir une équation mathématique définissant le taux de réduction de l'irradiation solaire de l'environnement. Nous nous proposons de réaliser des calculs empiriques afin d'avoir une relation ponctuelle entre les performances d'un panneau en plein soleil et un panneau en zone ombragée.

Ainsi, nous avons utilisé deux kits d'appareils de mesure aux caractéristiques identiques constitués d'un panneau solaire, d'un multimètre. Le but est de mesurer la tension de sortie des deux zones et de faire la comparaison. Voici le tableau des caractéristiques du panneau en conditions STC :

TABLEAU 2.8. Caractéristiques du panneau

Puissance maximale/ P_{max} (W)	100
Tolérance de puissance maximale	(+-) 3%
Tension en circuit ouvert / V_{co} (V)	22,32
Courant de court-circuit/ I_{cc} (A)	5,94
Tension de puissance maximale/ V_{pm} (V)	18
Courant de puissance maximale/ I_{pm} (A)	5,56
Technologie cellulaire	Silicium-Mono

Les relevés ont été réalisés le 4 novembre 2023, de 13h56 à 15h54, avec une fréquence de mesure toutes les deux minutes. La séparation entre les deux sites de mesure est de 50 mètres.

2.4.2.2. Données collectées dans une zone ensoleillée

Le TABLEAU 2.9 présente les données collectées sur le panneau sous la lumière directe du soleil.

TABLEAU 2.9. Données d'un panneau solaire en plein soleil

Heure	V _{co} (V)	I _{cc} (A)
13:56	20,30	1,29
13:58	19,50	1,24
14:00	19,60	1,21
14:02	19,90	1,40
14:04	19,70	1,30
14:06	19,72	1,21
14:08	19,40	1,01
14:10	18,60	1,18
14:12	18,40	0,58
14:14	19,20	0,75
14:16	18,90	0,63
14:18	19,70	1,10
14:20	19,90	1,20
14:22	20,20	1,34
14:24	19,30	0,80
14:26	19,00	0,66
14:28	19,00	0,64
14:30	19,10	0,62
14:32	19,20	0,70
14:34	18,90	0,61
14:36	18,70	0,45
14:38	18,70	0,44
14:40	18,90	0,61
14:42	18,80	0,47
14:44	18,80	0,44
14:46	19,00	0,49
14:48	19,10	0,52
14:50	19,10	0,56
14:52	19,10	0,54
14:54	19,08	0,52

Heure	V _{co} (V)	I _{cc} (A)
14:56	18,85	0,40
14:58	18,77	0,38
15:00	18,95	0,45
15:02	19,18	0,51
15:04	19,21	0,55
15:06	19,93	0,67
15:08	19,47	0,66
15:10	19,81	0,87
15:12	20,02	1,16
15:14	20,00	0,94
15:16	19,90	1,00
15:18	19,40	0,78
15:20	19,03	0,50
15:22	18,88	0,47
15:24	18,86	0,42
15:26	18,73	0,37
15:28	18,57	0,26
15:30	18,08	0,20
15:32	18,43	0,29
15:34	18,96	0,38
15:36	19,07	0,42
15:38	18,77	0,39
15:40	18,70	0,30
15:42	18,68	0,33
15:44	18,45	0,24
15:46	19,03	0,38
15:48	19,50	0,61
15:50	19,64	0,65
15:52	19,66	0,63
15:54	19,20	0,54

2.4.2.3. Données collectées dans une zone ombragée

Quant au TABLEAU 2.10, il représente les données collectées sur le panneau dans un endroit ombragé par la forêt.

TABLEAU 2.10. Données provenant d'un panneau solaire placé dans un endroit ombragé

Heure	V _{co} (V)	I _{cc} (A)	Heure	V _{co} (V)	I _{cc} (A)
13:56	19,10	0,46	14:56	18,40	0,21
13:58	19,30	0,48	14:58	18,27	0,19
14:00	19,50	0,51	15:00	18,40	0,22
14:02	19,70	0,58	15:02	18,42	0,23
14:04	19,20	0,61	15:04	18,40	0,22
14:06	19,10	0,60	15:06	18,62	0,27
14:08	18,80	0,62	15:08	18,69	0,28
14:10	18,30	0,23	15h10	18,89	0,33
14:12	18,20	0,24	15:12	19,22	0,43
14:14	18,50	0,28	15:14	19,07	0,38
14:16	18,40	0,26	15:16	19,07	0,38
14:18	18,90	0,41	15:18	18,42	0,29
14:20	19,00	0,44	15:20	18,36	0,23
14:22	19,10	0,50	15:22	18,35	0,22
14:24	18,80	0,39	15:24	18,37	0,20
14:26	18,60	0,30	15:26	18,25	0,20
14:28	18,40	0,28	15:28	17,65	0,12
14:30	18,50	0,30	15:30	17,67	0,13
14:32	18,40	0,26	15:32	18,00	0,13
14:34	18,30	0,23	15:34	18,35	0,20
14:36	18,10	0,20	15:36	18,20	0,19
14:38	18,30	0,21	15:38	18,18	0,17
14:40	18,50	0,24	15:40	18,19	0,16
14:42	18,18	0,19	15:42	18,20	0,17
14:44	18,24	0,21	15:44	18,05	0,16
14:46	18,35	0,22	15:46	18,33	0,20
14:48	18,38	0,24	15:48	18,69	0,25
14:50	18,42	0,23	15:50	18,76	0,30
14:52	18,44	0,24	15:52	18,71	0,29
14:54	18,46	0,23	15:54	18,52	0,24

2.4.3. Comparaison des résultats de mesure

2.4.3.1. Comparaison de la tension aux deux endroits

- Si l'on calcule et compare la tension en circuit ouvert en plein soleil avec la tension en situation ombragée, on obtient la courbe suivante :

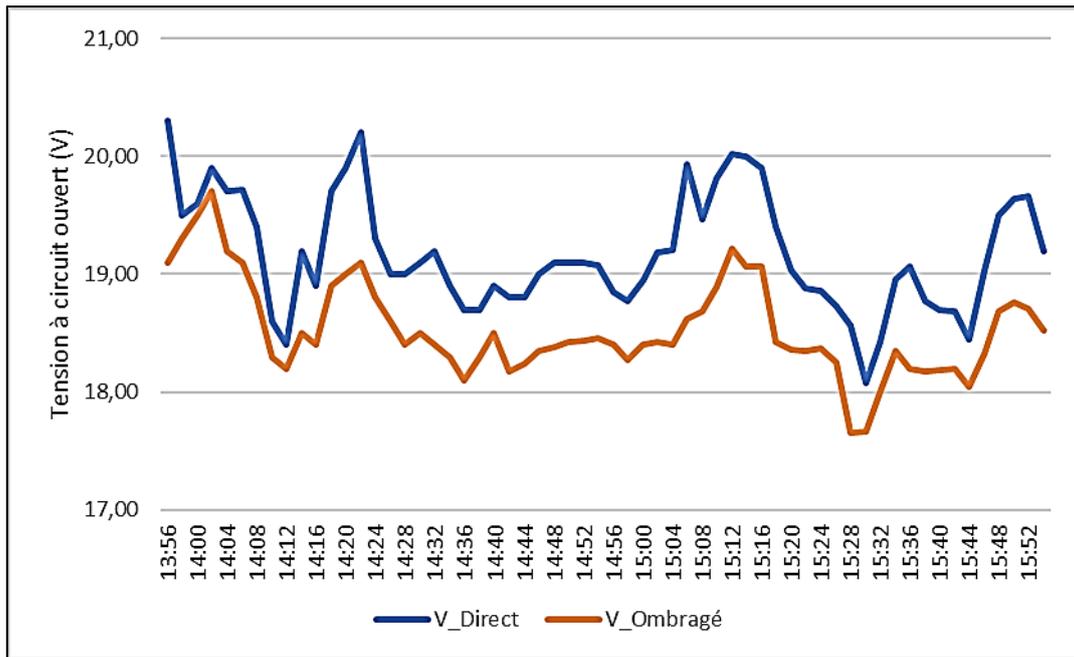


FIGURE 2.5. Comparaison de la tension à circuit ouvert entre un panneau situé dans une zone ombragée et un panneau exposé à la lumière directe du soleil

L'observation révèle une fluctuation constante de la tension entre les deux emplacements, présentant un taux moyen de réduction de 3,32 % en présence d'ombrage par rapport à une exposition directe à la lumière solaire.

2.4.3.2. Comparaison du courant aux deux endroits

- Si l'on compare le courant de court-circuit en plein soleil avec le courant en présence d'ombrage, on obtient la courbe suivante :

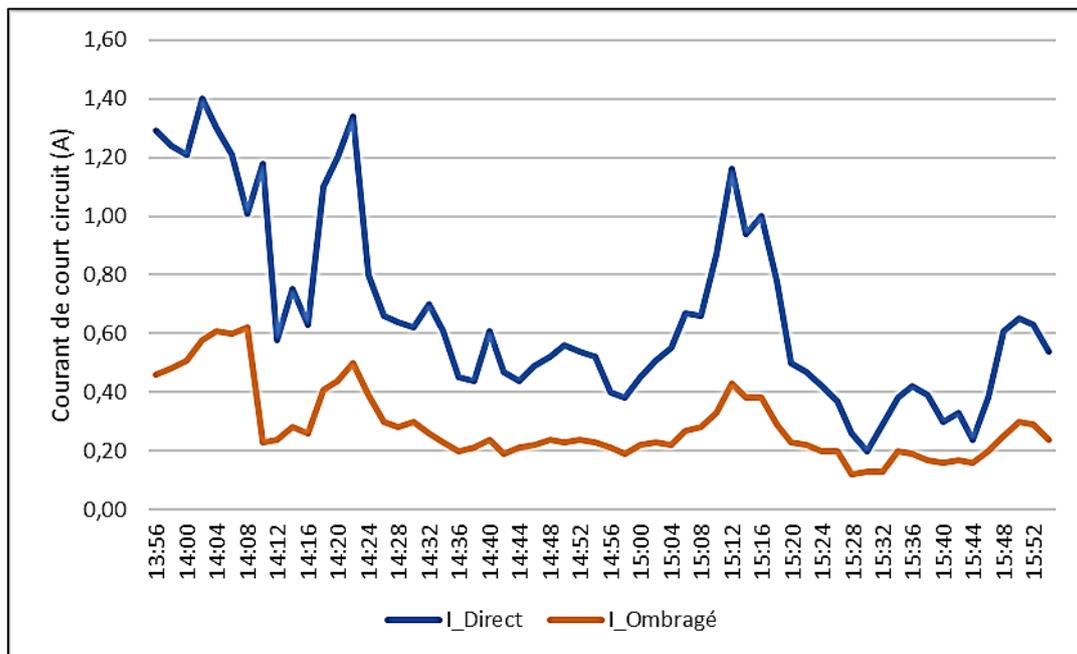


FIGURE 2.6. Comparaison du courant de court-circuit entre un panneau situé dans une zone ombragée et un panneau exposé à la lumière directe du soleil

On voit ici que la courbe de courant des deux panneaux respectivement en zone ombragée et en plein soleil a un aspect à peu près identique. Cependant, on peut encore soutenir que plus la valeur du courant augmente, plus la différence est grande, dont la réduction descend jusqu'à 37% de la valeur en plein soleil.

2.4.3.3. Effet par rapport à la puissance

La variation de tension n'étant pas trop importante, la variation de puissance suit plutôt la variation de courant. Lorsque nous avons calculé la valeur moyenne de la réduction de puissance, nous avons obtenu 43% par rapport à la puissance en plein soleil. Voici la courbe de comparaison de la puissance entre les deux endroits :

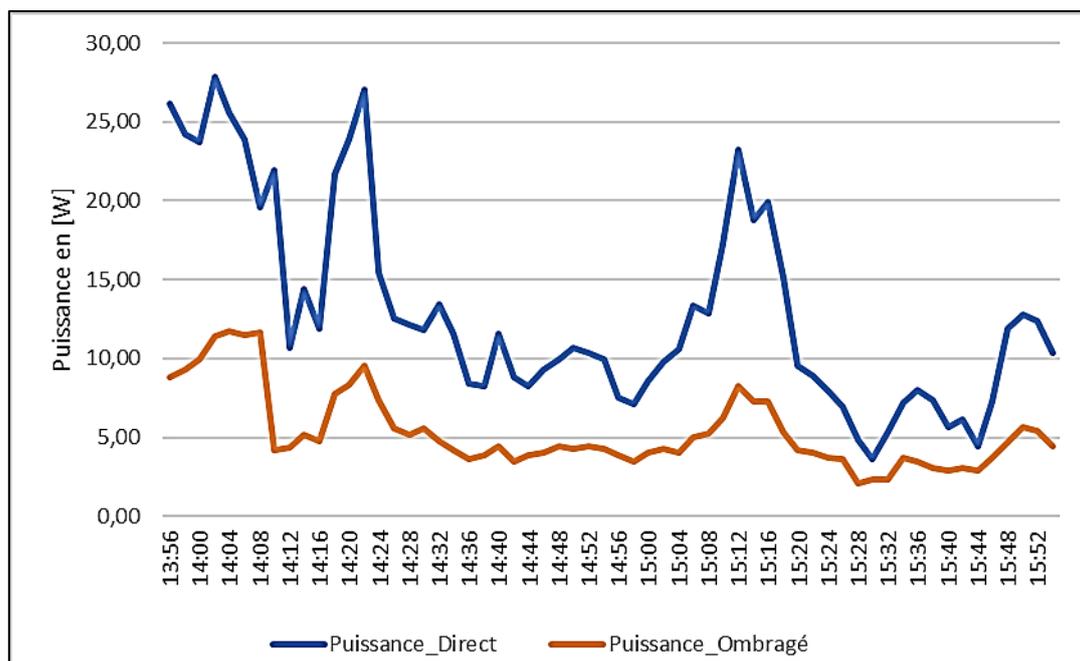


FIGURE 2.7. Comparaison de puissance entre le panneau situé dans une zone ombragée et le panneau exposé à la lumière directe du soleil

2.5. Dimensionnement du système d'alimentation

2.5.1. Dimensionnement des panneaux solaires

2.5.1.1. Calcul de la puissance crête et de l'énergie journalière

Pour déterminer la puissance du panneau photovoltaïque nécessaire en plein soleil[75], nous utiliserons l'équation suivante :

$$P_{pan} = \frac{E_{cj}}{h \times Ratio_{perf}} \quad (2.2)$$

Avec :

- P_{pan} : Puissance du panneau [Wcrête]
- E_{cj} : Énergie consommée quotidiennement [Wh]
- h : heure d'ensoleillement [h]
- $Ratio_{perf}$: Ratio de performance du panneau

Cependant, la puissance de ce panneau diminuera de 43 % dans la zone ombragée. Il faut donc calculer la puissance de notre panneau avec l'équation suivante :

$$P_{SP} = \frac{E_{cj} \times 100}{43 \times h \times Ratio_{perf}} \quad (2.3)$$

Avec P_{SP} : Puissance panneau en zone ombragée [Wcrête]

Pour l'énergie consommée par jour, elle est calculée dans les paragraphes précédents dont la valeur s'élève à :

$$E_{cj} = 25.65 + n * 0.5 \quad (2.4)$$

avec n le nombre de détection par jour.

Supposons qu'un maximum de 4 violations quotidiennes soient détectées, alors E_{cj} devient 27,65 Wh.

2.5.1.2. Rayonnement minimum et capacité énergétique

Les données mensuelles fournies par PVGIS7.0 du site Montagne d'Ambre sont données par le tableau suivant :

TABEAU 2.11. Irradiation globale et température du Parc de la Montagne d'Ambre

Mois	Irradiation [kWh/m ² /j]	Température [°C]
Janvier	4,94	22,20
Février	4,38	22,70
Mars	5,07	22,90
Avril	4,62	23,00
Mai	4,46	22,00
Jun	4,00	21,00
Juillet	4,00	19,90
Août	4,19	19,80
Septembre	4,52	20,70
Octobre	5,50	22,40
Novembre	5,58	22,50
Décembre	5,01	22,70
Annuel	4,69	21,82

En prenant la valeur du mois le plus défavorable, on a une valeur d'irradiation égale à 4,00 kWh/m²/jour.

Pour avoir l'heure d'ensoleillement, on utilise l'équation :

$$heure\ d'ensoleillement = \frac{Irradiation}{Irradiance\ globale} \quad (2.5)$$

- h [h] : heure d'ensoleillement
- *Irradiation* [Wh/m²/j]
- *Irradiance globale* [W/m²/j]

2.5.1.3. Rapport de performances du système et puissance maximale du panneau

Le ratio de performance d'un système varie de 0,6 à 0,8. La valeur que nous prendrons sera la valeur moyenne de 0,7.

D'après l'équation. (2.3), on a :

$$P_{SP} = \frac{27,65 \times 100}{43 \times 4 \times 0,7} = 22,93 \text{ Wc} \approx 23 \text{ Wc}$$

Ainsi, la puissance du panneau = 23 Wc.

2.5.2. Dimensionnement de la batterie

La taille de la batterie est déterminée par plusieurs facteurs :

- Énergie consommée et profondeur de décharge
- Intensité de décharge maximale

2.5.2.1. Capacité de la batterie nécessaire en tenant compte de la profondeur de décharge

Par rapport à l'énergie consommée et à la profondeur de décharge, la capacité de la batterie peut être calculée par :

$$\text{Capacité} = \frac{\text{Energie}}{\text{Profondeur de décharge} \times \text{Voltage}} \quad (2.6)$$

La profondeur de décharge de la batterie fait référence au niveau d'épuisement de la capacité de la batterie après utilisation. Ainsi, pour assurer la durée de vie de notre batterie, nous choisirons une profondeur de décharge de 80%.

Selon la disponibilité de la batterie, nous choisissons une batterie 12 V, choix pour les systèmes à faible consommation.

La capacité de la batterie est alors dimensionnée à :

$$\text{Capacité} = 27,65 / (0,8 * 12) = 2,8 \text{ [Ah]}.$$

2.5.2.2. Capacité de la batterie par rapport à l'intensité maximale de décharge

Compte tenu de l'intensité maximale de décharge, la taille de la batterie doit avoir une valeur dix fois supérieure à cette valeur. Le courant de décharge maximal est déterminé en additionnant les intensités de courant maximales de tous les composants fonctionnant simultanément.

Comme défini précédemment, il existe trois scénarios de fonctionnement simultané :

Cas 1 : mode veille, où l'ensemble du système est en veille.

Cas 2 : Mode capture et identification, impliquant le microcontrôleur, le microphone et la carte son.

Cas 3 : Mode de signalisation et activation de l'alarme, avec le microcontrôleur et le système d'alarme en fonctionnement.

TABLEAU 2.12. Évaluation du courant maximal

Composant	Courant par composant [A]	Cas 1 [A]	Cas 2 [A]	Cas 3 [A]
Microphone à électret	$0,5 \times 10^{-3}$	0	$0,5 \times 10^{-3}$	0
Carte son	26×10^{-3}	0	26×10^{-3}	0
Raspberry Pi 3	1	0	1	1
Raspberry Pi3 inactif	200×10^{-3}	200×10^{-3}	0	0
Alarme	333×10^{-3}	0	0	333×10^{-3}
Total		200×10^{-3}	1,0265	1,333

La capacité maximale requise est donc $C_{max} = 10 \times 1,333 = 13,33$ Ah.

L'utilisation de cette capacité maximale s'avère avantageuse, car elle répond à la demande lors de l'utilisation de l'intensité maximale. De plus, en considérant les besoins journaliers, nous disposons d'une marge de 4,76 jours sans soleil, calculée en utilisant le rapport C_{max} / C_{min} , où C_{max} est la capacité maximale et C_{min} est la capacité minimale

2.6. Conclusion

En conclusion, l'examen approfondi des caractéristiques des capteurs au sol a clairement démontré que l'utilisation de capteurs sonores associés à des microcontrôleurs représente une solution prometteuse répondant à nos objectifs de réduction de la consommation d'énergie et d'optimisation de l'autonomie des nœuds capteurs. L'intégration judicieuse d'un microcontrôleur dans le processus de traitement sonore offre une gestion efficace des ressources énergétiques, contribuant ainsi à prolonger la durée de vie opérationnelle des capteurs. De plus, l'algorithme de surveillance adopté se révèle être un élément clé pour atteindre une efficacité accrue dans la surveillance tout en limitant la consommation d'énergie. Cette approche démontre un engagement envers la durabilité énergétique et une performance considérable dans le contexte de la surveillance environnementale.

Suite à l'optimisation du suivi en fonction du contexte du site, nous avons constaté une diminution de la consommation énergétique de notre appareil, la ramenant à 27,56 Wh pour une journée d'utilisation. Cela prend en compte un maximum de 4 infractions par jour au même endroit. En ce qui concerne l'approvisionnement en énergie, l'ombrage créé par la forêt a un impact négatif sur la quantité de lumière atteignant le panneau solaire, réduisant sa production à seulement 43 pour cent par rapport au courant sous la lumière directe du soleil. Malgré la légère réduction de tension de 3,32 pour cent, cela affecte la valeur de puissance du panneau

dans les zones ombragées. Suite à cette évaluation, nous avons pu dimensionner la puissance du panneau solaire pour qu'elle soit adaptée au système, fixée à 23 Wc. De même, la capacité de la batterie a été dimensionnée à 13,33 Ah, fonctionnant à 12 V pour une consommation journalière de 2,8 Ah, avec une marge de 4,76 jours d'utilisation en l'absence de soleil.

Les conclusions de cette étude sur le matériel ouvrent des perspectives encourageantes pour créer des systèmes de surveillance économiques en énergie et autonomes. Elles constituent une base solide pour orienter nos efforts vers la prochaine phase de développement, à savoir le traitement de données. Dans cette étape, nous envisageons d'exploiter les données sonores collectées à travers des modèles d'apprentissage automatique. Cette approche novatrice a pour objectif d'améliorer l'efficacité et la précision de la surveillance, ainsi que d'optimiser l'analyse des données.

Chapitre 3

Traitement des données pour la surveillance de découpe d'arbre

3.1. Introduction

Dans cette section, nous focaliserons notre attention sur le traitement des données, essentiel pour la signalisation et la prise de décision en vue d'intervenir dans le cadre de la surveillance environnementale. Ainsi, notre recherche se concentre sur la création d'un modèle de classification performant visant à détecter les sources sonores, avec une attention particulière portée à la découpe d'arbre, principale cause de déforestation dans notre zone d'étude [69].

La détection précoce des activités de découpe d'arbres revêt une importance capitale. C'est dans cette perspective que nous nous penchons sur l'acquisition des sons émis lors de ces opérations, en mettant l'accent sur les coups de hache, outil prédominant dans ces activités. La région étudiée, caractérisée par un faible peuplement humain, offre un environnement sonore naturellement prépondérant [76], facilitant ainsi la détection de tout son inhabituel.

Au cours des chapitres précédents, nous avons démontré la pertinence des capteurs au sol pour la surveillance environnementale, en nous penchant sur la partie matérielle du système. Notre approche se concentre spécifiquement sur la captation des sons émis lors de la découpe d'arbres, soulignant ainsi l'efficacité de ces capteurs pour la collecte d'informations.

L'objectif central de ce chapitre est de présenter notre méthodologie pour la classification des sons de découpe d'arbres en utilisant des méthodes d'apprentissage automatique. Face à la complexité de ce problème, notre objectif est de trouver un algorithme aussi performant que possible, tout en minimisant sa complexité. La structure du chapitre se divise en trois parties. En premier lieu, une analyse des travaux existants sur le traitement sonore. Suivi en second lieu, un regard sur l'aspect théorique du traitement de signal sonore basée sur l'apprentissage automatique. Enfin en troisième lieu, la présentation de nos expérimentations et l'évaluation de la méthode que nous proposons.

Ce dernier débutera par la mise en lumière les différentes sources sonores à étudier et les prétraiter afin de constituer notre base de données. En utilisant les algorithmes d'apprentissage automatique traditionnelle, nous rechercherons ensuite la méthode optimale répondant à nos critères de précision et d'efficacité. Ainsi, cette recherche contribuera à faire progresser les connaissances dans le domaine de la surveillance environnementale en exploitant efficacement le traitement des signaux acoustiques.

3.2. Etude des travaux antérieurs en traitement sonore

3.2.1. Traitement sonore en surveillance forestière : Applications

3.2.1.1. Approche intégrée pour la gestion et la préservation des ressources forestières : surveillance, évaluation et analyse

Dans le domaine de la gestion forestière, des efforts ont été déployés pour surveiller les variations des niveaux de bruit dans les régions forestières [77]. Cette surveillance vise à repérer les points chauds de coupe, où l'activité de coupe est la plus intense. Ces informations permettent aux autorités de concentrer efficacement leurs efforts de surveillance et de mise en application des lois forestières. De même, en surveillant les modifications des sons de la faune, tels que les chants d'oiseaux ou les cris d'animaux, il est possible d'évaluer l'impact de la coupe d'arbres sur la biodiversité locale. Ces observations fournissent des informations essentielles pour élaborer des mesures de conservation et de gestion des habitats [78]. L'analyse des séquences temporelles de bruits permet de reconstruire les modèles incluant la fréquence, la durée et l'emplacement des activités, offrant ainsi des indications sur les tendances de déforestation et contribuant à anticiper les futures pressions sur les ressources forestières. Dans notre cas, nous nous orientons vers une combinaison de surveillance dissuasive et de stratégie proactive pour aider les gestionnaires de parc forestier à préserver et à gérer efficacement les ressources forestières [79].

3.2.1.2. Utilisation du traitement sonore pour la détection des activités en zone forestière

Dans des travaux antérieurs, le traitement sonore a été largement utilisé pour détecter les sons distinctifs associés des distinctions de son environnementaux, notamment les bruits de tronçonneuses, de gazouillis d'oiseaux, de feu crépitant, de scies à mains ou de branches qui tombent, etc. Ces sons spécifiques sont des indicateurs précieux des activités au sein d'une forêt, éventuellement des découpes d'arbre, qu'elles soient licites ou illicites [63]. En effet, la détection de ces bruits peut aider à identifier les activités de coupe illégale ou non autorisée, ce qui est essentiel pour la conservation des forêts et la lutte contre la déforestation [80]. En analysant les enregistrements sonores à l'aide d'algorithmes spécialisés [81], les chercheurs peuvent extraire des informations pertinentes sur les modèles temporels et spatiaux des activités de coupe, ce qui permet de cartographier les zones à risque et de cibler efficacement les mesures de surveillance et de préservation des forêts. Ainsi, le traitement sonore se révèle être une approche efficace et prometteuse pour la surveillance de la déforestation.

3.2.1.3. Flexibilité et discrétion de la détection sonore en surveillance environnementale

L'avantage majeur de la surveillance par détection sonore réside dans sa capacité à capturer des informations de manière discrète et non intrusive [82]. Contrairement à la surveillance par capteurs d'image, où l'objectif de la caméra doit rester visible pour enregistrer les images, un microphone peut être caché ou dissimulé dans l'environnement forestier sans compromettre son efficacité. Cela permet une surveillance plus discrète des activités de coupe d'arbres et de défrichage, réduisant ainsi le risque de détection par les contrevenants. De plus, le son peut traverser des obstacles tels que les arbres et les buissons, permettant une surveillance efficace même dans des environnements forestiers denses [83], [84]. Cette capacité à collecter des données de manière discrète et flexible fait du traitement sonore un outil précieux pour la surveillance de la déforestation [85].

En termes de complexités computationnelles, le traitement d'images peut être très intensif en ressources, nécessitant des algorithmes sophistiqués pour la détection d'objets et la classification [86]. D'autre part, le traitement sonore présente également des défis, notamment en ce qui concerne la détection et la séparation des différents types de sons dans un environnement bruyant comme une forêt. Cela nécessite des techniques avancées de traitement du signal et de l'apprentissage automatique pour extraire efficacement les informations pertinentes des enregistrements audio [87]. Ainsi, bien que le traitement sonore offre des avantages en termes de discrétion et de flexibilité, il présente également des défis computationnels uniques qui doivent être pris en compte lors de la conception et du déploiement de systèmes de surveillance de la déforestation.

3.2.2. Méthodes d'intelligence artificielle pour la détection de découpe d'arbres à partir de signaux sonores

3.2.2.1. Algorithmes de classification traditionnels

Parmi ces approches, on trouve également des méthodes de classification traditionnelles telles que les machines à vecteurs de support (SVM) [88], les arbres de décision [89], les k plus proches voisins (k-NN), *Random Forest* [90], *Naive Bayes* [91], *Adaboost* et la régression logistique [92]. Ces algorithmes peuvent être entraînés sur des enregistrements sonores annotés pour reconnaître les caractéristiques distinctives des sons de découpe d'arbres et les utiliser pour classer de nouveaux enregistrements avec précision.

D'un côté, les SVM fonctionnent en trouvant l'hyperplan qui maximise la marge de séparation entre les classes dans un espace multidimensionnel défini par les caractéristiques extraites du signal sonore [93]. Les k-NN classifient un enregistrement sonore en fonction des étiquettes des k enregistrements les plus proches dans l'espace des caractéristiques, mesurées par une distance spécifiée [88]. *Naive Bayes* est un algorithme probabiliste simple mais puissant basé sur le théorème de Bayes. La régression logistique est un modèle statistique utilisé pour la classification binaire, qui modélise la probabilité que les données appartiennent à une classe particulière en fonction des variables explicatives.

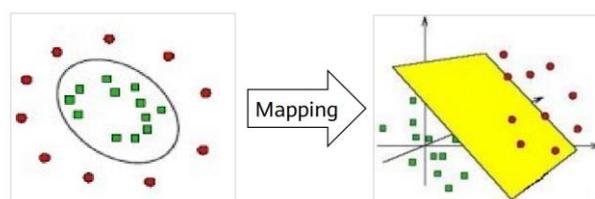


FIGURE 3.1. Illustration du principe de SVM : Recherche d'hyperplan de séparation des données

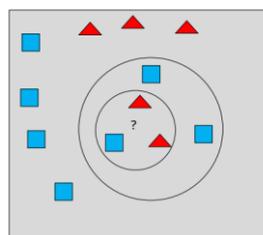


FIGURE 3.2. Illustration de k-NN : Recherche du plus proche voisin

De l'autre côté, les arbres de décision sont des modèles simples et interprétables qui partitionnent l'espace des caractéristiques en utilisant des seuils successifs pour séparer les classes. En outre, les méthodes telles que *Random Forest* combinent plusieurs arbres de décision pour améliorer la précision de la classification. Enfin, *Adaboost* est un algorithme d'apprentissage ensembliste qui combine plusieurs classificateurs faibles pour créer un modèle fort [90] [91] [92].

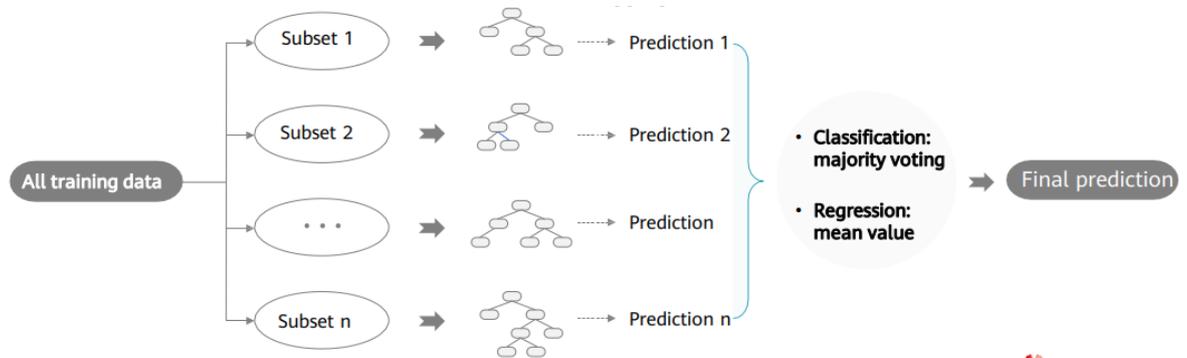


FIGURE 3.3. Illustration d'algorithme ensembliste

3.2.2.2. Motivation d'utiliser le *Machine Learning*

La motivation d'utiliser le *Machine Learning* par rapport à d'autres approches, telles que le *Deep Learning* ou les algorithmes statistiques traditionnels, réside souvent dans la simplicité et l'efficacité de ces méthodes [94]. Le *Machine Learning* offre un compromis entre la complexité du modèle et la capacité de généralisation, ce qui le rend particulièrement adapté aux applications de surveillance de la déforestation où les ressources computationnelles peuvent être limitées. En outre, les algorithmes de *Machine Learning* sont souvent plus facilement interprétables que les modèles de *Deep Learning*, ou d'autre méthode statistique ce qui peut être important dans des contextes où la transparence et l'interprétabilité du modèle sont essentielles pour prendre des décisions informées [95].

3.2.2.3. Robustesse aux données bruitées

En outre, le *Machine Learning* peut être plus robuste aux données bruitées ou insuffisamment étiquetées que les approches de *Deep Learning*, qui nécessitent souvent des ensembles de données massifs et étiquetés pour obtenir des performances optimales [96], [97]. Les algorithmes de *Machine Learning* traditionnels peuvent être entraînés avec des ensembles de données plus petits et moins précis, ce qui les rend plus adaptables aux contraintes de collecte et de marquage de données dans le domaine de la surveillance de la déforestation. De plus, les algorithmes de *Machine Learning* peuvent être régularisés pour éviter le surajustement aux données d'entraînement et améliorer la généralisation aux données de test, ce qui les rend plus robustes aux variations et aux imperfections des données réelles [98].

3.2.3. Caractéristiques et analyses des signaux sonores pour la détection de la découpe d'Arbres

3.2.3.1. Caractéristiques des signaux sonores

Les caractéristiques temporelles des signaux sonores, aux enveloppes d'amplitude ou la durée des événements sonores et les intervalles entre eux, sont essentielles pour comprendre les schémas temporels des activités dans la forêt [99]. On trouve par exemple le bruit d'une

tronçonneuse qui se manifeste par des périodes de son actif suivi de moments de silence lorsque l'outil est en pause ou en déplacement. De la même manière, les intervalles entre les événements sonores peuvent révéler des schémas temporels distincts dans l'activité de coupe, tels que des séquences régulières de coupes suivies de périodes de repos.

Voici une représentation d'un signal sonore dans le domaine temporel [100] :

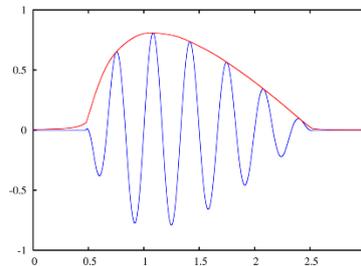


FIGURE 3.4. Visualisation de l'enveloppe du signal sonore (représentée en rouge) par rapport au signal sonore lui-même (représenté en bleu)

Les caractéristiques fréquentielles et spectrales des signaux sonores offrent des informations sur la distribution de l'énergie acoustique dans différentes bandes de fréquence [101], [102]. Comme exemple, les tronçonneuses produisent des composantes fréquentielles distinctives dans le spectre audio, souvent caractérisées par des pics d'énergie à des fréquences spécifiques. Mais également, les sons de branches cassées ou d'arbres tombant peuvent se traduire par des variations significatives dans le contenu fréquentiel du signal.

Un exemple de son de 15 secondes de signal sonore est représenté par la figure suivante avec la présentation du spectre correspondant :

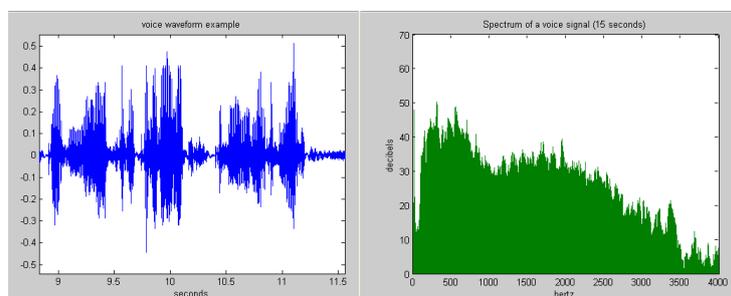


FIGURE 3.5. Exemple de son (à gauche) et du spectre sonore correspondant (à droite)

Enfin, les caractéristiques cepstrales des signaux sonores fournissent des informations sur les modulations dans le spectre de puissance du signal [59]. Ces variations dans les coefficients cepstraux peuvent révéler des propriétés acoustiques distinctes des outils de coupe, comme les fluctuations dans le bruit de fond. L'algorithme d'extraction des coefficients spectrales sera présenté dans les prochains paragraphes

3.2.3.2. Traitement des représentations en image des caractéristiques sonores

Une approche courante consiste à transformer ces caractéristiques en représentations en image pour faciliter leur analyse. Par exemple, les spectrogrammes représentent les caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal sonore sous forme d'image, où l'intensité des couleurs correspond à l'amplitude de chaque composante fréquentielle à chaque instant. De même, les

caractéristiques temporelles peuvent être représentées sous forme de séquences d'images en utilisant des techniques telles que le calcul de la dérivée temporelle ou la transformation en images de haute résolution. Cette approche permet d'exploiter les techniques d'analyse d'image pour extraire des informations pertinentes à partir des caractéristiques sonores [101].

3.2.3.3. Motivation d'utilisation directe des caractéristiques sonore par rapport à l'exploitation des représentations en images

Cependant, l'utilisation directe des caractéristiques sonores offre plusieurs avantages par rapport à l'exploitation de représentations en image. Tout d'abord, ces caractéristiques fournissent une représentation directe et interprétable du signal sonore, simplifiant ainsi l'analyse et l'interprétation des données [103]. De plus, elles capturent des informations spécifiques sur les propriétés acoustiques des sons de découpe d'arbres, ce qui les rend plus adaptées à la tâche de détection de déforestation.

Enfin, l'utilisation directe de ces caractéristiques évite les étapes de prétraitement complexes nécessaires pour extraire les informations pertinentes à partir d'images représentatives, réduisant ainsi la complexité et les coûts computationnels de l'analyse [104], [105].

3.3. Aspects théoriques du traitement sonore par apprentissage automatique

3.3.1. Les caractéristiques sonores

Les caractéristiques du son sont les paramètres d'analyse et de compréhension des propriétés acoustiques des signaux audio. Ces caractéristiques, également appelées descripteurs acoustiques, sont des mesures quantitatives qui capturent différentes facettes du contenu sonore [106], [107]. Du fait de notre motivation sur l'exploitation directe des caractéristiques sonores, nous présentons l'aspect théorique des caractéristiques sélectionnés à partir de la littérature [101]. On trouve dans le domaine temporelle, on trouve le taux de passage par zéro ou ZCR, la dispersion du signal RMS. En domaine fréquentiel et spectral, on trouve la transformée de Fourier à court terme STFT, ce qui permet d'avoir le centre de masse spectral, la bande spectrale et l'énergie spectrale. Enfin, on trouve la présentation des caractéristiques cepstrales qui sont très adaptées dans la distinction de signature acoustique.

3.3.1.1. Diverses caractéristiques temporelles pour le traitement du signal

- Le taux de passage par zéro

Le taux de passage par zéro ou *zero crossing rate* (ZCR), mesure le nombre de fois où le signal traverse l'axe horizontal dans une unité de temps données. Pour un signal discret $x[n]$, le taux de passage par zéro ZCR est calculé comme suit :

$$ZCR = \frac{1}{2(N-1)} \sum_{n=1}^N |sgn(x[n]) - sgn(x[n-1])| \quad (3.1)$$

Où

N est la longueur de la fenêtre temporelle

$x[n]$ est la valeur du signal au temps n

$sgn()$ est la fonction signe.

- La dispersion du signal, RMS.

La racine carrée de la moyenne des carrés, souvent abrégée en anglais sous le terme *RMS* (*Root Mean Square*), est une mesure statistique qui représente la valeur quadratique moyenne d'un ensemble de valeurs. Elle est couramment utilisée pour quantifier l'amplitude efficace d'un signal ou d'une série de valeurs.

Mathématiquement, la racine carrée de la moyenne des carrés (*RMS*) d'un ensemble de valeurs x_1, x_2, \dots, x_n est calculée comme suit :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (3.2)$$

En d'autres termes, chaque valeur est élevée au carré, la moyenne de ces carrés est calculée, puis le résultat étant la racine carrée de ce dernier. Cette mesure donne une indication de la "valeur efficace" ou de l'amplitude moyenne des valeurs.

Dans le contexte des caractéristiques sonores, la *RMS* peut être utilisée pour évaluer l'amplitude d'un signal audio. Par exemple, si nous avons une série temporelle représentant l'amplitude du signal sonore à chaque échantillon, nous pouvons calculer la *RMS* de cette série pour obtenir une mesure de l'amplitude efficace du signal.

3.3.1.2. Diverses caractéristiques fréquentielles et spectrales pour le traitement de signal

- La transformée de Fourier à court terme

La Transformée de Fourier à Court Terme ou *Short Term Fourier Transform (STFT)* est une technique d'analyse fréquentielle utilisée en traitement du signal pour étudier la variation des fréquences d'un signal au fil du temps. La STFT divise le signal en segments temporels plus petits et calcule la transformée de Fourier pour chaque segment.

La formule mathématique de la STFT pour un signal continu $x(t)$ est donnée par :

$$X(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) \cdot \omega(\tau - t) \cdot e^{-i2\pi(\tau-t)} d\tau \quad (3.3)$$

Où :

$X(t, f)$: est la représentation fréquentielle du signal à un instant t ,

$x(\tau)$ est le signal original,

$\omega(\tau - t)$ est une fenêtre temporelle, généralement une fenêtre de forme telle que la fenêtre de Hann ou la fenêtre rectangulaire,

f est la fréquence,

$e^{-i2\pi(\tau-t)}$ est la contribution fréquentielle à ce moment.

La STFT génère une représentation temps-fréquence d'un signal, souvent appelée spectrogramme, qui permet d'observer comment les composantes fréquentielles varient dans le

temps. Cette technique est largement utilisée dans des domaines tels que le traitement du son, la reconnaissance de la parole, la musique, et d'autres applications où l'analyse fréquentielle temporelle est nécessaire.

- Le centre de masse spectral

Le centre de masse spectral ou *Spectral Centroid* (C) est calculé comme le centre de masse du spectre fréquentiel d'un signal. Pour un signal discret $X[k]$ représentant le spectre de fréquence, le Spectral Centroid est défini comme suit :

$$C = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} k \cdot |X[k]|}{\sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|} \quad (3.4)$$

Où

N : longueur du spectre,

$X[k]$: valeur du spectre à la fréquence k .

Cette formule représente une moyenne pondérée des fréquences, pondérée par l'amplitude du spectre à chaque fréquence. Le résultat C donne une indication de la fréquence dominante du signal.

- La largeur de bande spectral (B)

La largeur de bande spectrale ou *Spectral Bandwidth* (B) est une mesure de la largeur de la distribution des fréquences dans un signal. Mathématiquement, pour un signal discret $X[k]$ représentant le spectre de fréquence, la largeur de bande spectrale est définie comme suit :

$$B = \sqrt{\frac{\sum_{k=0}^{N-1} (k-C)^2 \cdot |X[k]|^2}{\sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2}} \quad (3.5)$$

Où

N : la longueur du spectre,

$X[k]$: valeur du spectre à la fréquence k ,

C : le centre de masse spectral.

Cette formule mesure la largeur du spectre autour du centre de masse spectral, donnant une indication de la dispersion des fréquences dans le signal. Une largeur de bande spectral plus élevée indique une distribution plus large des fréquences.

- Concentration d'énergie spectrale

La concentration d'énergie spectrale ou le *Spectral Roll Off* (R) est une mesure de la fréquence en dessous de laquelle une certaine proportion de l'énergie spectrale totale est contenue. Mathématiquement, pour un signal discret $X[k]$ représentant le spectre de fréquence, la concentration d'énergie spectrale est définie comme suit :

$$R = \arg (\sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2 \geq p \cdot \sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2) \quad (3.6)$$

Où

N : la longueur du spectre,

$X[k]$: valeur du spectre à la fréquence k ,

p : proportion de l'énergie spectrale totale (généralement une valeur entre 0 et 1).

Cette formule calcule la fréquence R en trouvant le point où la somme cumulée de l'énergie spectrale atteint une certaine proportion (p) de l'énergie totale. En d'autres termes, elle représente la fréquence de dessous de laquelle une certaine quantité spécifiée de l'énergie spectrale est concentrée.

3.3.1.3. Les coefficients cepstraux de fréquence de Mel

Les coefficients cepstraux de fréquence de Mel ou *Mel Frequency Cepstral Coefficient* (MFCC) sont calculés en plusieurs étapes, comprenant généralement la STFT et la transformation en coefficients cepstraux.

Voici les étapes principales pour calculer les MFCC :

- Calcul du spectre de puissance

$$P(f) = |X(f)|^2 \quad (3.7)$$

Où $X(f)$: SFTF du signal

- Application de l'échelle de Mel

$$M(f) = \sum_{m=0}^M H_m(f) \cdot P(f) \quad (3.8)$$

Où

$M(f)$: spectre de puissance pondéré par l'échelle de Mel

$H_m(f)$: filtre triangulaire de Mel correspondant à la bande m .

- Transformation en logarithme

$$L(f) = \log(M(f)) \quad (3.9)$$

- Calcul de la transformée de cosinus discrète (DCT)

$$C_m = \sum_{k=0}^{M-1} L_k \cdot \cos \frac{(\pi m (2k+1))}{2M} \quad (3.10)$$

Où

- C_m : coefficient cepstral mel-fréquentiel m
- L_k : valeur de la transformée logarithmique à l'indice k
- M : nombre de coefficients cepstraux à extraire.

Les indices m représentent les coefficients MFCC résultants. En pratique, les coefficients MFCC sont souvent normalisés et certains d'entre eux sont éliminés pour réduire la dimensionnalité. Le nombre de filtres de Mel M est le nombre de coefficients cepstraux. M sont des paramètres ajustables dans le processus de calcul des MFCC.

3.3.2. L'apprentissage automatique

Nous avons mis en évidence dans les paragraphes précédents que par rapport à notre objectif la Machine Learning est le mieux adapté à notre besoin en limitation computationnelle, la limite de la taille de données, la complexité algorithmique et le type de données traitées.

3.3.2.1. Description de l'apprentissage machine

On dit qu'un programme informatique apprend de l'expérience E par rapport à une classe de tâches T et une mesure de performance P , si sa performance aux tâches en T , mesurée par P , s'améliore avec l'expérience E [108].

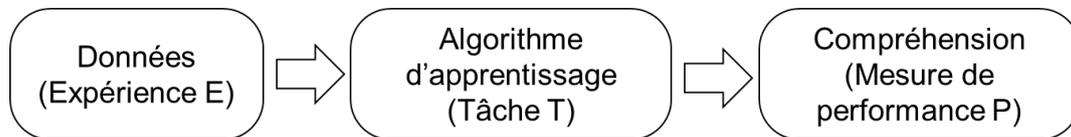


FIGURE 3.6. Principe de base de la Machine Learning

- La tâche T représente la façon dont le système d'apprentissage automatique doit traiter un échantillon.
- La mesure de performance P est utilisée pour évaluer les aspects de l'apprentissage automatique comme l'exactitude et le taux d'erreur.
- Expérience E : La plupart des algorithmes d'apprentissage peuvent être compris comme étant autorisés pour découvrir un ensemble de données complet.

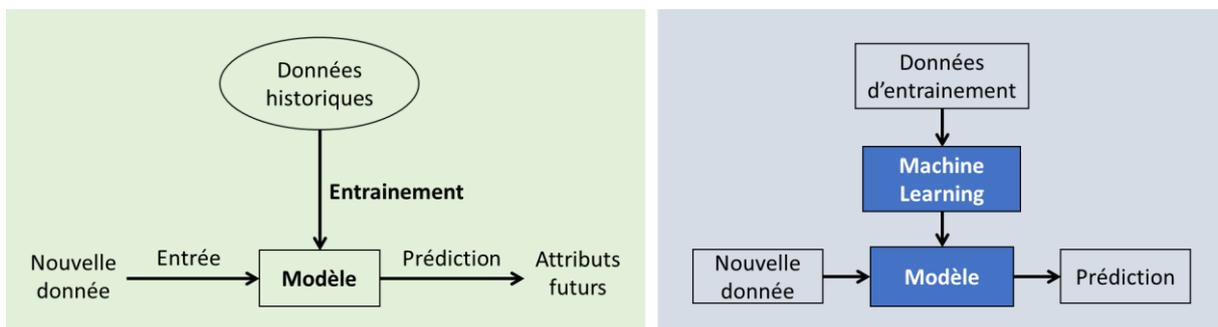


FIGURE 3.7. Illustration d'algorithmes de machine Learning

- Les modèles sont formés sur des échantillons.
- Les règles de prise de décision sont complexes ou difficile à décrire.
- Les machines apprennent automatiquement les règles.

3.3.2.2. Type d'apprentissage automatique selon la tâche

L'apprentissage automatique peut résoudre de nombreux types de tâches [109]. Les trois types les plus courants sont :

- **Classification** : Pour spécifier une catégorie spécifique parmi les k catégories pour l'entrée, l'algorithme d'apprentissage génère généralement une fonction $f : R^n \rightarrow (1, 2, \dots, k)$. Par exemple, les algorithmes de classification d'images en vision par ordinateur résolvent les tâches de classification.
- **Régression** : le programme prédit la sortie pour une entrée donnée. Les algorithmes d'apprentissage génèrent généralement une fonction $f : R^n \rightarrow R$. Elle représente une prédiction basée sur une fonction continue.
- **Clustering** : sur la base de similitudes internes, le programme regroupe une grande quantité de données non étiquetées en plusieurs classes. Les données de même classe sont plus similaires que les données d'une classe à l'autre.

La classification et la régression sont deux principaux types de tâches de prédiction. Le résultat de la classification est constitué de valeurs de classe discrètes et le résultat de la régression est constitué de valeurs continues.

3.3.2.3. Par rapport à l'entrée

Apprentissage supervisé : le programme prend un ensemble connu d'échantillons et entraîne un modèle optimal pour générer des prédictions. Ensuite, le modèle entraîné mappe toutes les entrées aux sorties et effectue un jugement simple sur les sorties.

Apprentissage non supervisé : le programme construit un modèle basé sur des données d'entrée non étiquetées. Par exemple, un modèle de clustering regroupe les objets en fonction de similitudes. Les algorithmes d'apprentissage non supervisé modélisent les échantillons hautement similaires, calculent la similarité entre les échantillons nouveaux et existants et classent les nouveaux échantillons par similarité.

Apprentissage semi-supervisé : le programme entraîne un modèle grâce à une combinaison d'une petite quantité de données étiquetées et d'une grande quantité de données non étiquetées.

Apprentissage par renforcement : les systèmes d'apprentissage apprennent le comportement de l'environnement pour maximiser la valeur de la fonction du signal de récompense (renforcement). L'apprentissage par renforcement diffère de l'apprentissage supervisé du connexionnisme dans le sens où, au lieu d'indiquer au système l'action correcte, l'environnement fournit des signaux de renforcement scalaires pour évaluer ses actions.

3.3.3. Processus de conception de modèle

3.3.3.1. Sélection des données d'apprentissage

La conception du modèle repose sur les données à utiliser, les paramètres considérés pour la prédiction et enfin d'entraînement du modèle. Ainsi, avant le déploiement et l'intégration du modèle, voici les étapes pour avoir un modèle d'apprentissage automatique.

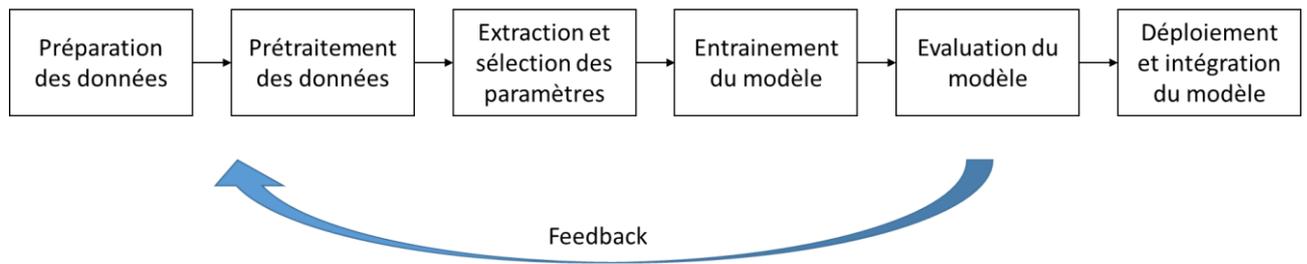


FIGURE 3.8. Etape de conception de modèle d'apprentissage automatique

La préparation des données et le prétraitement sont essentiels pour créer une base de données fiable en vue de la conception du modèle. Le *Dataset* est une collection de données utilisées dans les tâches d'apprentissage automatique, où chaque élément de données est appelé un échantillon.

La base de données est divisée en deux parties, le *Training set* et le *Test set*. Le *Training set* est utilisé dans le processus d'apprentissage, où chaque échantillon est appelé un échantillon d'entraînement. L'entraînement est le processus de construction d'un modèle à partir de données. Et le *Test set* est l'ensemble de données utilisé dans le processus de test, où chaque échantillon est appelé un échantillon de test. Le test fait référence au processus au cours duquel le modèle appris est utilisé pour la prédiction.

Les données prétraitées doivent être converties en une représentation adaptée aux modèles d'apprentissage automatique. Les données sont décisives pour les modèles et déterminent la portée des capacités du modèle. Tous les bons modèles nécessitent de bonnes données. Cela se traduit par une représentation des données qui est facilement interprétable par la machine.

3.3.3.2. Les paramètres d'entraînement et évaluation des modèles

Ensuite, dans le processus d'apprentissage automatique, des éléments ou attributs représentant la nature spécifique d'un échantillon sont extraits. Ces caractéristiques, qui reflètent un aspect particulier de la présentation des données, sont ensuite apprises par le modèle. Souvent, un ensemble de données présente de nombreuses caractéristiques, parmi lesquelles certaines peuvent être superflues ou non pertinentes pour les valeurs à prédire. La sélection judicieuse de ces paramètres est décisive pour obtenir un modèle performant.

L'objectif ultime de l'apprentissage automatique est d'assurer que les modèles ne sont pas seulement performants sur les échantillons d'entraînement, mais qu'ils généralisent également bien sur de nouveaux échantillons. La capacité de généralisation, également appelée robustesse, évalue dans quelle mesure un modèle appris peut être étendu à des échantillons inconnus. Pour évaluer les performances du modèle, on utilise l'erreur, qui mesure la disparité entre la prédiction du modèle sur un échantillon et le résultat réel de cet échantillon. L'erreur d'entraînement évalue l'adéquation du modèle à l'ensemble d'entraînement, tandis que l'erreur de généralisation mesure sa performance sur de nouveaux échantillons. Un modèle idéal présente une faible erreur de généralisation. Lorsqu'un modèle présente un sous-apprentissage, l'erreur d'entraînement est élevée, tandis que dans le cas du surapprentissage, l'erreur d'entraînement est faible, mais l'erreur de généralisation est élevée.

3.4. Conception du modèle de classification pour la détection de découpe d'arbre

Pour la conception de notre modèle, nous nous concentrons sur le traitement du son puis à l'apprentissage ou identification. L'objectif est de créer un modèle d'apprentissage qui différencie le bruit de la coupe d'un arbre de tous les sons qui pourraient être rencontrés sur le site de la Montagne d'Ambre. Ces étapes sont synthétisées par la figure suivante :

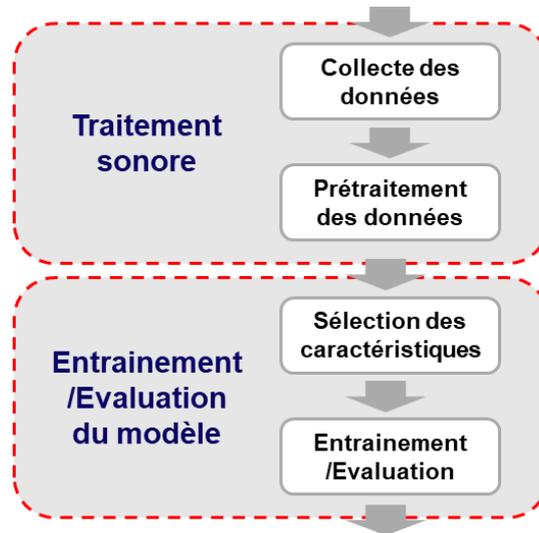


FIGURE 3.9. Synthèse des étapes de la conception du modèle

3.4.1. Traitement du son

3.4.1.1. Collecte de données

Pour réaliser de la Machine Learning, des données sonores susceptibles d'exister dans le Parc National de la Montagne d'Ambre ont été collectées.

Les bruits de découpe d'arbres et autres sons tels que le chant des cigales ou la cymbalisation, les sons émis par l'écoulement de l'eau des rivières et des cascades, le chant des différentes espèces d'oiseaux présentes sur le site ont été collectés pour constituer une base de données. Ensuite, nous avons ajouté des bruits de bris de pierre, des bruits de coup de scie et de son de coup de marteaux afin de renforcer la capacité de généralisation de notre machine.

Un total de 108 minutes d'audio a été collecté puis segmentées en segments de 5 secondes. Nous définissons par « autres » les sons qui ne sont pas des sons de découpe comme indiqué dans le TABLEAU 3.1 :

TABLEAU 3.1. Nombre de segments de son collectés

Des sons	Durée du segment sonore de 5 secondes
Son de coupe d'arbre	399
Autres	900
Total	1299

Ces segments subiront un prétraitement pour créer l'ensemble de données.

3.4.1.2. Détection des pics

Afin de minimiser le temps de calcul, il est important de considérer que l'abattage d'arbre avec une hache implique généralement une série de coups de courte durée. Dans cette optique, notre approche implique la détection initiale des pics dans le signal audio.

Ce processus est précédé de l'échantillonnage et du filtrage des sons à l'aide d'un filtre passe-bas, avec une fréquence d'échantillonnage fixée à 22 kHz. Par la suite, nous normalisons l'audio en divisant son amplitude par l'amplitude maximale, garantissant ainsi la cohérence de nos données.

Après le processus de normalisation, nous utilisons la détection de seuil, qui consiste à identifier les moments où le signal audio dépasse une valeur seuil prédéfinie. Dans notre cas, la valeur seuil de référence est fixée à 0,25 sur le signal normalisé.

FIGURE 3.10 (1) illustre un exemple des sons capturés, tandis que FIGURE 3.11 (2) d'en bas affiche une superposition du son normalisé (en bleu) avec les pics détectés (en rouge).

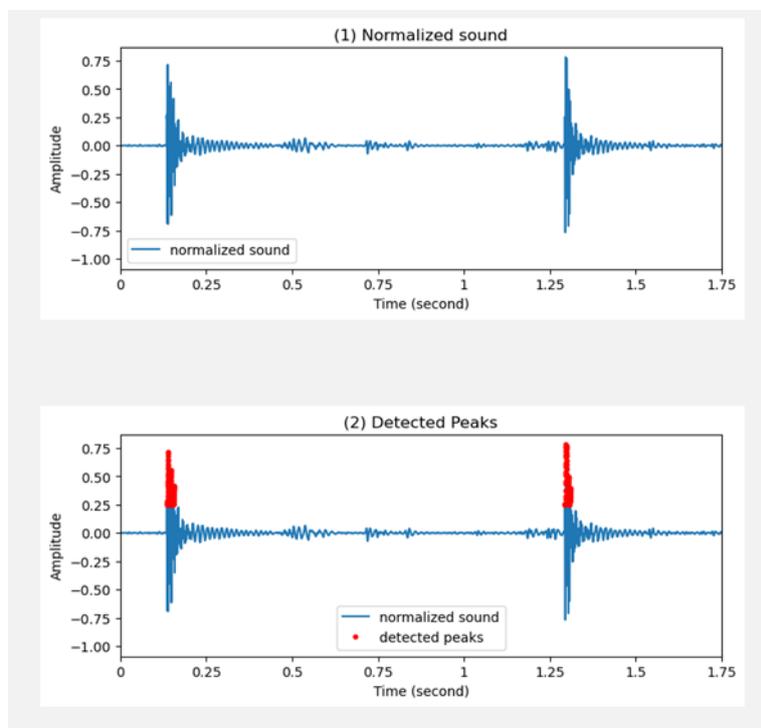


FIGURE 3.10. Mise en évidence des pics détectés

Toujours dans le principe de minimiser le calcul, seule l'alternance positive est prise en compte pour la détection des pics.

Les pics détectés sont utilisés pour déclencher le fenêtrage.

3.4.1.3. Fenêtrage

- Description du fenêtrage

Après détection du pic, nous procédons à des échantillons en fenêtre à durée réduite. Ces données fenêtrées, du segment de 5 secondes constituent notre base de données pour la conception du modèle.

Le fenêtrage consiste à sélectionner des échantillons après le premier pic. La taille de la fenêtre est fixée à 4096 échantillons, une valeur obtenue à partir de la visualisation de la caractéristique temporelle du son de coupe d'arbre.

FIGURE 3.11 affiche deux courbes qui se chevauchent : la section bleue représente le son normalisé et la section rouge représente les échantillons fenêtrés après la détection de pic.

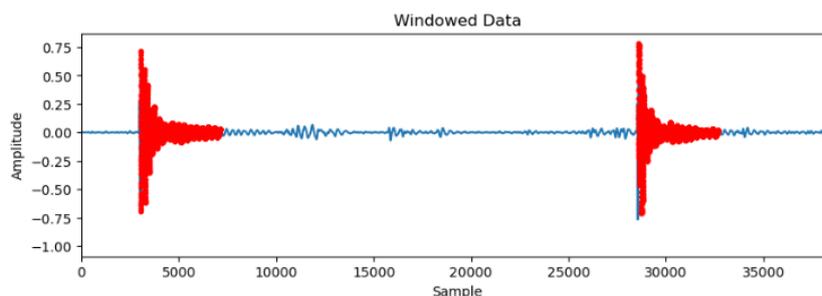


FIGURE 3.11. Mise en évidence des données fenêtrées

Après fenêtrage, nous obtenons à partir des segments de 5 secondes un total de 5007 échantillons présentés dans le TABLEAU 3.2.

TABLEAU 3.2. Catalogue des données collectées

Des sons	Durée du segment sonore de 5 secondes	Quantité de données fenêtrées
Son de coupe d'arbre	399	1468
Autre	900	3539
Total	1299	5007

- Déclenchement du fenêtrage

Lors de l'entraînement du modèle, le fenêtrage est effectué automatiquement juste après la détection du pic. D'autre part, afin de rendre pratique l'utilisation de notre système, l'algorithme suivant est utilisé avant le fenêtrage et l'identification :

- Détection d'un premier pic avec une un premier chargement
- Confirmation par détection d'un deuxième pic similaire avec un deuxième chargement
- Si la durée détectée entre deux pics similaires successifs est à une valeur comprise entre 2 à 5 secondes, on procède au fenêtrage et à l'identification d'un troisième chargement.

Ainsi, le temps total avant d'assurer ou non l'identification est de 15 secondes au maximum.

3.4.2. Entraînement et/ou identification

3.4.2.1. Établissement du jeu de données

Pour concevoir le modèle d'apprentissage, on adopte les étapes suivantes :

- La séparation des données
- L'étiquetage des données,
- La sélection des caractéristiques
- Et le choix de l'algorithme.

Pour établir le modèle, nous partageons cet ensemble de données un lot de données d'entraînement et un lot de données de test pour évaluer ses performances.

80 % des données sont utilisées comme ensemble de formation et 20 % comme ensemble de tests. Nous définissons comme Positive une entrée correspondante à un arbre coupé, et Négative les autres sons. Nous montrons sur le TABLEAU 3.3 cette répartition.

TABLEAU 3.3. Répartition de l'ensemble des données

Base de données	Lot de données d'entraînement (80%)	Lot de données de Test (20%)	Total
Positif	1174	294	1468
Négatif	2881	658	3539
Total	4055	952	5007

3.4.2.2. Sélection des caractéristiques

Nous avons sélectionné 26 caractéristiques de la littérature pour décrire les caractéristiques sonores : Transformée de Fourier à court terme, Racine quadratique moyenne, centroïde spectral, bande passante spectrale, atténuation spectrale, le taux de passage par zéro et 20 coefficients cepstraux de fréquence Mel dans le traitement du son[101], [110]. Afin de réduire la complexité de l'algorithme, la méthode du k-meilleur estimateur a été utilisée pour choisir les facteurs influents. L'histogramme suivant présenté dans la FIGURE 3.12, illustre l'importance de chaque fonctionnalité de notre modèle.

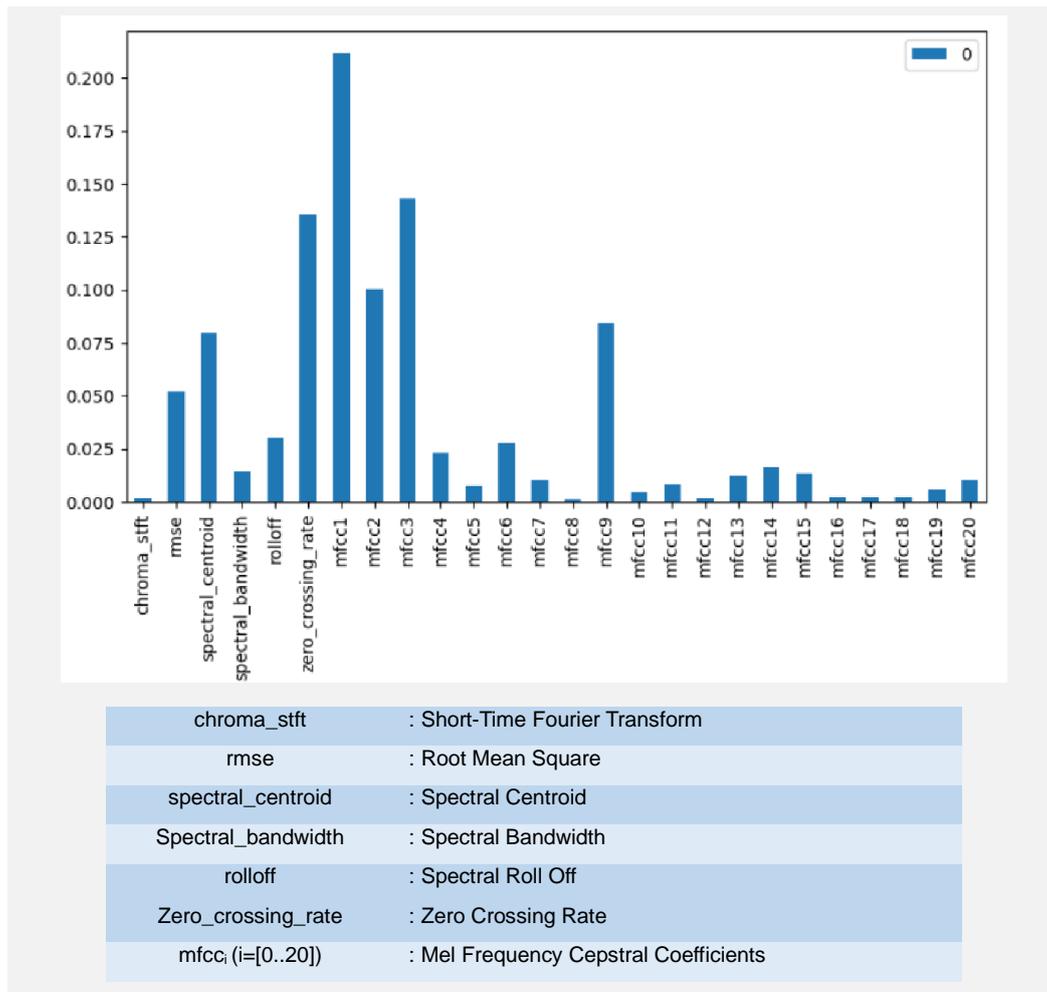


FIGURE 3.12. Estimation de l'influence des caractéristiques

Sur la base de cette figure, nous avons sélectionné les 10 premiers facteurs influents. L'augmentation du nombre de facteurs non influents peut avoir un impact sur notre modèle, le rendant plus complexe et augmentant le risque de sur apprentissage.

3.4.2.3. Entraînement du modèle et évaluation des metriques

- Les algorithmes d'apprentissage

Pour la conception du modèle, six algorithmes d'apprentissage automatique courants ont été utilisés, notamment *Random Forest*, *K-Nearest Neighbours* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), Naive Bayes, AdaBoost et la régression logistique. Tous les programmes ont été traités à l'aide du langage de programmation Python [111].

- Description de la matrice de confusion

Afin d'évaluer ces modèles d'apprentissage, nous avons utilisé les éléments de la matrice de confusion[112]. Elle utilise les valeurs suivantes pour effectuer l'évaluation :

- Positif P : Indique le nombre de cas positifs réels dans les données. Dans notre cas, il s'agit du nombre d'échantillons fenêtrés correspondant à un son de coup de hache.
- Négatif N : Indique le nombre de cas négatifs réels dans les données. Dans notre cas, il s'agit du nombre d'échantillons fenêtrés désignant un autre son qu'un coup de hache.

- Vrai Positif TP : Indique le nombre de cas positifs correctement classés par le classificateur. Dans notre cas, il s'agit du nombre de données de découpe saisies et détectées par la machine.
- Faux positif FP : Indique le nombre de cas positifs qui sont incorrectement classés par le classificateur. Dans notre cas, il s'agit du nombre d'autres sons qui sont détectés comme découpe d'arbre or qu'ils ne le sont pas.
- Vrai Négatif TN : Indique le nombre de cas négatifs correctement classés par le classificateur. Dans notre cas, il s'agit du nombre d'autres sons en entrée et qui sont détectés comme tels par la machine.
- Faux Négatif FN : Indique le nombre de cas négatifs qui sont incorrectement classés par le classificateur. Dans notre cas, il s'agit du nombre de cas d'autres sons en entrée mais détectés comme son de coupe d'arbre par la machine.

Nous utiliserons ces paramètres pour évaluer les performances des algorithmes.

- La performance du modèle

Comme métriques, nous utiliserons la précision en terme d'exactitude, le rappel, la précision en spécificité et le score F1 [113]. La définition et la formule de chaque métrique sont :

- Métrique de précision en termes d'exactitude (*Accuracy*) : mesure le rapport entre les instances correctement prédites et le nombre total d'instances dans l'ensemble de données. En d'autres termes, la précision nous indique combien de prédictions faites par notre modèle étaient correctes. Il quantifie dans quelle mesure la machine peut identifier ou classer correctement différents modèles.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{P+N} \quad (3.11)$$

- Métrique de rappel (*Recall*) : quantifie la sensibilité et évalue la capacité du modèle à identifier avec précision les instances de la classe positive.

$$Recall = \frac{TP}{P} \quad (3.12)$$

- Métrique de précision en termes de spécificité : elle représente la capacité du modèle à identifier avec précision les instances négatives. C'est une mesure de la capacité du modèle à éviter les faux positifs.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.13)$$

- F1-Score : Le score F1 est la moyenne harmonique de la précision et du rappel. Il fournit un équilibre entre ces deux mesures et est utile lorsque nous souhaitons prendre en compte à la fois les faux positifs et les faux négatifs.

$$F1Score = 2 * \frac{Precision*Recall}{Precision+Recall} \quad (3.14)$$

3.4.3. Résultats et Interprétation

3.4.3.1. Résultat de la matrice de confusion

Le TABLEAU 3.4 présenté ici illustre les résultats obtenus de notre expérimentation pour $P=294$ et $N=658$, en rappelant que $P+N=952$. Il s'agit de la quantité de données d'évaluation ou d'ensemble de tests :

TABLEAU 3.4. RECAPITULATION DE LA MATRICE DE CONFUSION

Classificateur	TP	FN	TN	FP
FORÊT ALÉATOIRE	293	1	649	9
KNN	288	6	639	19
SVM	289	5	605	53
ADABOOST	293	1	650	8
NAIVE BAYES	290	4	623	35
RÉGRESSION LOGISTIQUE	291	3	656	2

3.4.3.2. Comparaison des algorithmes d'apprentissage

Considérant le résultat de la matrice de confusion dans le TABLEAU 3.4 et l'équation des métriques (3.11), (3.12), (3.13) et (3.14), nous pouvons avoir les résultats sur le TABLEAU 3.5 :

TABLEAU 3.5. RESULTAT DES METRIQUES

Algorithme	Exactitude	Rappel	Précision	Score F1
FORÊT ALÉATOIRE	98,95	99,66	97,02	98,32
KNN	97,37	97,96	93,81	95,84
SVM	93,91	98,30	84,50	90,88
ADA BOOST	99,05	99,66	97,34	98,49
NAIVE BAYES	95,90	98,64	89,23	93,70
RÉGRESSION LOGISTIQUE	99,47	98,98	99,32	99,15

Notamment, tous les modèles démontrent de bonnes performances. En particulier, lorsqu'on examine la métrique de « rappel », il devient évident que la plupart des modèles donnent des scores élevés, à l'exception de SVM et *Naive Bayes*. En outre, il convient de souligner que tous les modèles testés font preuve d'une précision particulièrement élevée.

Dans le cadre de notre application, l'optimisation du taux de détection de la déforestation revêt une importance capitale. Cependant, il est tout aussi essentiel de minimiser les fausses détections afin de réduire les coûts opérationnels. Le choix du modèle repose sur ces objectifs spécifiques définis par notre application, ainsi que sur les résultats observés de tous les modèles évalués.

Par conséquent, nous accordons une priorité particulière à la sélection d'un modèle plus sensible, en alignement avec nos objectifs spécifiques. De plus, étant donné que notre système opérera dans des environnements naturels éloignés, dépourvus d'accès au réseau électrique,

l'efficacité énergétique constitue une considération primordiale dans le processus de sélection du modèle.

3.4.3.3. Choix du modèle après analyse

La FIGURE 3.13 affiche une comparaison de toutes les méthodes testées et met en évidence l'équilibre des métriques dans la régression logistique.

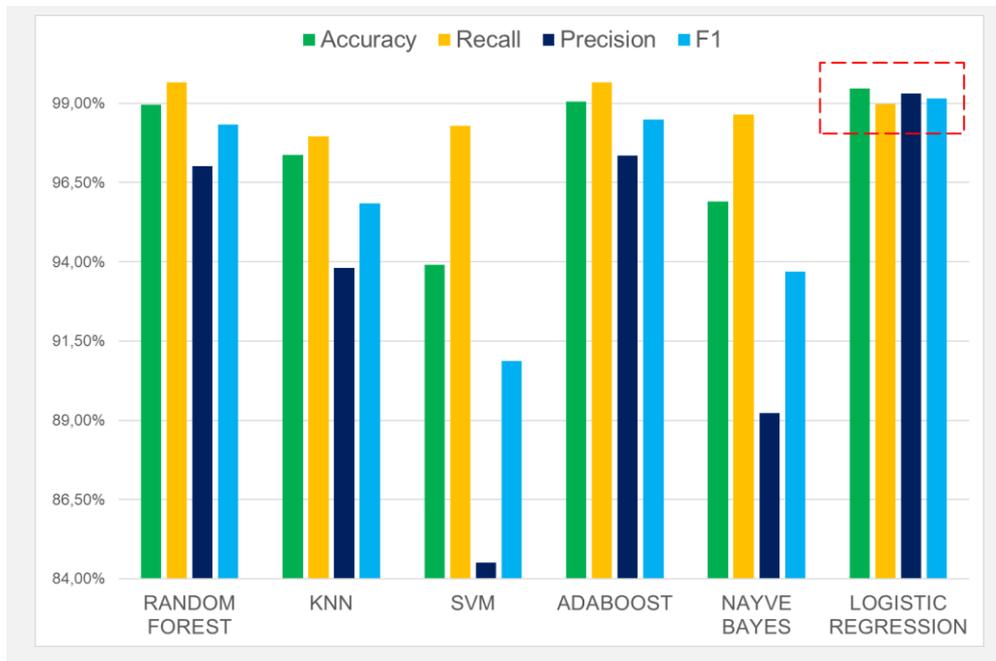


FIGURE 3.13. Comparaison des métriques des méthodes testées

Suite à notre analyse, il apparaît clairement que la régression logistique s'adapte parfaitement à nos contraintes. Ce choix est justifié par ses performances exceptionnelles en termes de précision, tout en maintenant un rappel accepté. L'avantage majeur réside dans notre capacité à détecter de manière précise la présence d'une coupe d'arbre, tout en évitant les fausses détections lorsqu'aucune découpe n'est effectuée. En outre, la régression logistique se distingue par sa mise en œuvre simple et sa complexité moindre par rapport aux modèles alternatifs.

3.5. Conclusion

En conclusion, le modèle que nous avons développé démontre une capacité exceptionnelle à détecter la coupe éventuelle d'arbres, affichant une précision de 99,47 pour cent grâce à l'adoption d'un modèle de reconnaissance basé sur la régression logistique. Une analyse plus approfondie de l'équilibre entre sensibilité et spécificité révèle que nous sommes en mesure de discerner de manière fiable la présence ou l'absence d'un arbre coupé, avec un score F1 atteignant 99,15 pour cent. Le temps de prétraitement et de transmission des données est remarquablement rapide, de l'ordre de millisecondes, tandis que le temps total du processus d'identification se situe autour de 15 secondes. Ces performances sont considérées comme très efficaces par rapport aux méthodes actuellement utilisées par Madagascar National Parks pour la surveillance forestière.

En complément cet aspect logiciel du projet, l'aspect matérielle englobant l'instrumentation et l'alimentation que nous avons vues auparavant prend une partie importante dans la structuration du nœud capteur. Cette combinaison permet de mettre en place un système

de surveillance de la coupe d'arbres particulièrement efficace. Les informations collectées par ces nœuds capteurs sont essentielles pour définir les décisions et les actions à entreprendre par les responsables de la gestion forestière. Ainsi, la prochaine étape du projet sera consacrée à la méthodologie de transmission de ces informations vers une station de base, exploitant l'architecture des réseaux de capteurs sans fil pour garantir une communication efficiente et en temps réel.

Chapitre 4

Transmission des données via les réseaux de capteurs sans fil

4.1. Introduction

La surveillance environnementale, en particulier la détection précoce de la déforestation, nécessite des systèmes robustes de collecte et de transmission de données. Dans les chapitres précédents, nous avons examiné en détail les enjeux de la surveillance de la déforestation, les technologies de surveillance disponibles, ainsi que les méthodologies de traitement des données pour la détection des activités de découpe d'arbres. Nous avons également exploré les aspects matériels et logiciels impliqués dans ces systèmes de surveillance.

Maintenant, dans ce chapitre, nous nous tournons vers la phase de la transmission des données via les réseaux de capteurs sans fil. Cette étape permet de relier les capteurs sur le terrain dans une station de base, permettant ainsi une surveillance en temps réel et une réponse rapide aux activités de déforestation. L'objectif étant de trouver l'emplacement stratégique des capteurs ainsi que l'optimisation en nombre. Dans ce contexte, on cherche le mode de déploiement efficace et l'architecture correspondante.

Pour s'y faire, nous commencerons par une analyse approfondie des travaux antérieurs sur les réseaux de capteurs sans fil. Ensuite, nous nous concentrerons sur l'étude de déploiement spécifique du réseau dans la région de la Montagne d'Ambre. Nous délimiterons la zone géographique à surveiller et évaluerons la déforestation dans cette zone. Enfin nous dimensionnerons l'architecture du réseau en fournissant les types de topologies utilisés avec les nombres de capteurs nécessaire.

4.2. Analyse des travaux antérieurs sur le réseau de capteurs sans fils

4.2.1. Surveillance environnementale par réseau de capteurs sans fils

4.2.1.1. Description du réseau de capteurs sans fils

La surveillance forestière via les réseaux de capteurs sans fil repose sur le concept de déployer stratégiquement des capteurs afin de surveiller et d'acquérir en temps réel des données environnementales et écologiques [114]. Ces dispositifs sont munis de divers types de capteurs, incluant ceux pour le son, la température, l'humidité, entre autres. Les données recueillies sont ensuite transmises sans fil à une station de base où elles sont traitées et analysées [115]. En

outre, les réseaux de capteurs sans fil offrent une flexibilité et une extensibilité qui permettent de personnaliser les systèmes de surveillance selon les besoins spécifiques des différents milieux forestiers. Cette approche favorise une surveillance continue et à grande échelle des écosystèmes forestiers, facilitant ainsi la détection précoce des menaces et la prise de décisions éclairées pour la gestion et la conservation des forêts [116].

4.2.1.2. Détection d'incendie par réseau de capteurs sans fils

Parmi les applications figurent la détection des incendies. L'augmentation des dommages environnementaux, économiques et sociaux causés par les incendies de forêt représente un obstacle au développement social. Une compréhension approfondie de la nature et des causes de ces incendies a été recherchée. Dans ce contexte de gestion des catastrophes et de surveillance environnementale, la technologie des réseaux de capteurs sans fil a constamment été privilégiée en raison de ses capacités [117] [118].

Plus de 30 % de la surface terrestre est couvert par des forêts, mais ces écosystèmes sont menacés par les incendies, qu'ils soient d'origine naturelle ou humaine. L'utilisation de capteurs sans fil dotés de technologies avancées permettant une détection rapide des changements environnementaux. Cette technologie offre également la possibilité de détecter les activités illégales telles que l'abattage non autorisé d'arbres, permettant une intervention rapide pour protéger les ressources forestières. En adaptant ce concept de réseau de capteurs pour la détection des incendies, nous pourrions développer une solution innovante pour répondre à nos besoins en matière de détection de la coupe d'arbres [119].

4.2.1.3. Détection de découpe d'arbre par réseau de capteurs sans fils

Les diverses applications de réseaux de capteurs sans fils démontrent la polyvalence et l'utilité des réseaux de capteurs sans fil dans le domaine de la surveillance forestière. En collectant en temps réel une multitude de données environnementales, ces réseaux fournissent une base solide pour la prise de décision informée et la gestion proactive des ressources forestières [120]. Dans le cas spécifique de la surveillance de la coupe illégale d'arbres, cette méthode s'avère particulièrement efficace grâce à sa capacité à détecter les sons caractéristiques associés à cette activité clandestine, permettant ainsi une intervention rapide et ciblée des autorités compétentes [115].

4.2.2. Méthode de déploiement de réseau de capteurs sans fils

4.2.2.1. Contrainte et enjeux dans le réseau de capteurs sans fils

Dans les réseaux de capteurs sans fil, la réduction du nombre de capteurs nécessaires tout en garantissant une couverture complète de la zone surveillée est un défi pour optimiser les coûts de déploiement, la consommation d'énergie et la gestion des ressources. Cette contrainte exige une approche stratégique du déploiement des capteurs, impliquant la conception de schémas de déploiement efficace et la mise en œuvre de techniques telles que la sélection minutieuse des emplacements des capteurs et l'optimisation des zones de couverture individuelles [121]. De plus, la fiabilité et la robustesse du réseau sont des aspects essentiels pour assurer un fonctionnement continu du système. Les réseaux de capteurs doivent être capables de résister aux pannes matérielles tout en maintenant des performances fiables et une disponibilité opérationnelle élevée [122].

En outre, la création d'un protocole de routage simple et efficace constitue un autre défi majeur dans les réseaux de capteurs sans fil. C'est essentiel pour réduire la surcharge de contrôle, optimiser l'utilisation des ressources et prolonger la durée de vie du réseau. La mise en place d'algorithmes de routage simples mais solides peut être efficace, qui reposent sur des critères simples de sélection de chemin tels que la distance. Cette méthode assure des transmissions fluides, simplifiant ainsi la mise en œuvre, la maintenance et la gestion des réseaux de capteurs sans fil [123].

4.2.2.2. Topologie pour assurer la couverture de la zone à surveiller

La couverture est généralement interprétée par la capacité du réseau à surveiller un champ d'intérêt avec un minimum d'ensemble de nœuds. La conception des nœuds de capteurs doit garantir qu'au moins un nœud voisin protège chaque nœud capteur. Les nœuds sont placés manuellement dans des endroits inaccessibles aux humains. Les déploiements aléatoires ont lieu dans des environnements dangereux et inaccessibles nécessitant une couverture complète [124].

Il existe divers types de topologie de réseaux de capteurs sans fil. Les topologies carrées à déploiement aléatoires sont adaptées aux applications nécessitant une surveillance stationnaire ou présentant peu de mouvement. La topologie en grille, basé sur une disposition régulière des capteurs, est avantageux pour des applications statiques et déterministes impliquant un nombre limité de nœuds. Le déploiement en maillage assure que chaque nœud agisse comme relais vers les autres, favorisant ainsi la connectivité. Le déploiement centralisé et le déploiement dynamique est utilisé dans des environnements où les capteurs sont mobiles, mais en plus, le dernier consiste à déployer les nœuds de manière aléatoire, ce qui est particulièrement utile pour les nœuds mobiles [125].

Par rapport à notre objectif, nous cherchons une méthode de déploiement déterministe du fait que nous délimiterons à l'avance les zones à surveiller. Ceci nous permet ainsi une planification précise des emplacements des capteurs. Par rapport à la topologie, en plus, nous cherchons à effectuer un déploiement assurant une couverture de zone et connectivité maximales. Et le déploiement dynamique ne nous convient pas du fait que l'emplacement de nos capteurs sera fixe.

4.2.2.3. Mécanisme de routage multi-chemin et multi collecteur réparti sur plusieurs zones

Dans le processus de routage de messages dans les réseaux de capteurs sans fil, afin d'améliorer la tolérance aux pannes, le mécanisme de routage multi chemin est généralement utilisé pour remplacer le mécanisme de routage à chemin unique d'origine. Dans le routage multivoie, les paquets peuvent être acheminés via deux chemins ou plus, ce qui peut réduire le taux de perte de paquets [126].

Comparés aux WSN à collecteur unique, les WSN à collecteurs multiples offrent plus de flexibilité dans la conception du routage. En particulier pour les routages à trajets multiples, la jonction de plusieurs nœuds récepteurs peut améliorer considérablement la capacité de survie du réseau. Un travail de recherche [127] propose le modèle de routage des messages sources le long de plusieurs chemins vers plusieurs nœuds récepteurs comme le modèle de routage « plusieurs vers plusieurs ».

Enfin, une autre étude [128] a montré que la répartition en plusieurs zones et ajoutés des nœuds de collecte intermédiaire permet de ne pas surcharger le réseau. Car seulement le cluster regroupe les données de chaque partie. Par contre, l'élection de ce collecteur est dynamique et élue parmi tous les capteurs existants. Dans ce cas, chaque nœud peut être alors un collecteur, ce qui veut dire que chaque nœud doit contenir à la fois une technologie de communication de courte portée pour communiquer entre chaque capteur ainsi qu'une de longue portée pour pouvoir être éligible pour être collecteur.

4.2.3. Choix technologique et outils de simulation

4.2.3.1. Technologie de transmission des données

Le protocole ZigBee offre des réseaux sans fil abordables, une faible consommation d'énergie et un débit de données modeste. Sa spécification comprend diverses dispositions et options de sécurité pour assurer des communications et des contrôles de périphériques sécurisés. La fréquence de fonctionnement de ZigBee peut varier entre 915 MHz, 868 MHz ou 784 MHz en fonction du pays, avec des débits allant de 20 Kbps à 250 Kbps. ZigBee permet la connexion de jusqu'à 65 000 nœuds capteurs et repose sur la technique de Spread Spectrum Direct, où le signal est mélangé et extrait de manière pseudo-aléatoire lors de l'émission et de la réception [129]. D'autre part, divers protocoles de communication sans fil sont disponibles, tels que 6lowpan, Bluetooth, RFID, NFC, SigFox, Cellulaire et Z-Wave. Mais on a constaté que ZigBee nous intéresse du fait qu'elle est optimisée pour une faible consommation d'énergie et des débits inférieurs à 1 Mbps [130]

4.2.3.2. Description du simulateur de réseau de capteurs sans fils CupCarbon

L'objectif principal de CupCarbon est de concevoir et simuler des réseaux de capteurs sans fil adaptés aux applications WSN, Smart-city et IoT. Elle permet d'étudier le déploiement de ces réseaux, de simuler leurs performances dans des environnements réalistes en 2D/3D, et d'évaluer la faisabilité de la communication et des coûts dans des conditions réelles. La simulation est rapide et précise. Une nouvelle version est désormais disponible, remplaçant les nœuds virtuels par des nœuds physiques tels que Arduino et Raspberry Pi, et exécutant la simulation directement sur ces nœuds. Les principaux avantages de cette plateforme résident dans sa capacité à préparer rapidement n'importe quel réseau réel sans nécessité de programmer individuellement chaque nœud de capteur, ainsi que dans sa capacité à permettre une analyse précise des paramètres basée sur des réseaux réels plutôt que virtuels [131].

4.3. Analyse détaillée de la zone de surveillance

4.3.1. Délimitation de la zone d'étude

4.3.1.1. Délimitation de la zone d'étude à l'aide de QGIS et Google Earth

- Géoréférencement de la carte du Parc National Montagne d'Ambre dans QGIS

Pour délimiter une sous-zone dans le Parc National Montagne d'Ambre, la première étape consiste à importer une image de la carte administrative du parc dans le logiciel QGIS. Cette image, obtenue à partir de Google Earth, est ensuite géoréférencée pour la placer dans un système de coordonnées spatiales. Le géoréférencement permet d'associer chaque pixel de l'image à des coordonnées géographiques réelles, assurant ainsi une superposition précise avec d'autres données géospatiales. Une fois le géoréférencement effectué, la carte devient une référence fiable pour la création de nouvelles couches géographiques et l'analyse spatiale.

L'image suivante présente la délimitation administrative du Parc sur Google Earth :

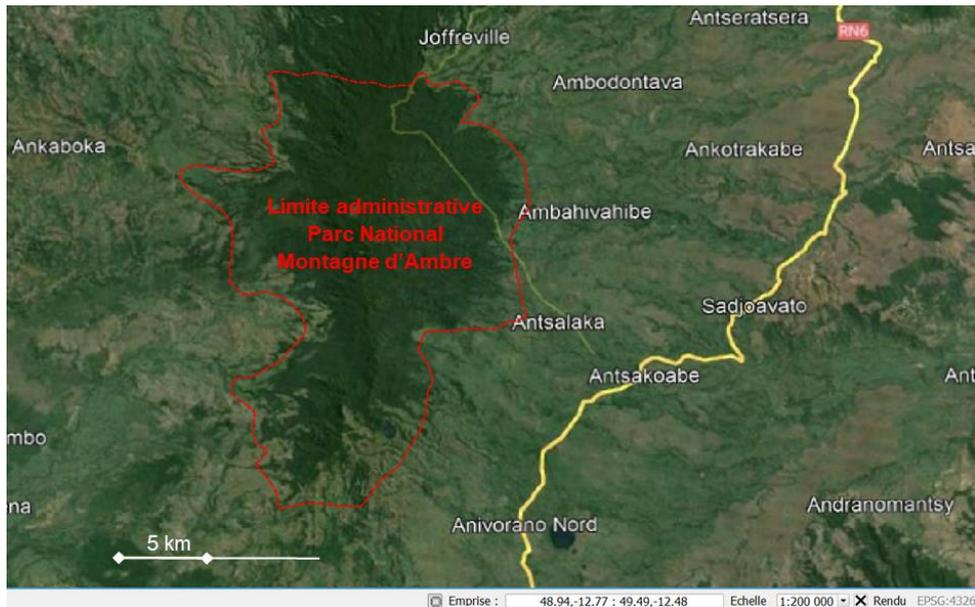


FIGURE 4.1. Délimitation administrative du parc national Montagne d'Ambre

- Création d'une Couche vectorielle de délimitation

Avec la carte géoréférencée du Parc National Montagne d'Ambre dans QGIS, une couche vectorielle en forme de surface est créée pour délimiter la zone d'intérêt. Cette couche permet de définir avec précision les contours de la sous-zone à étudier, en suivant les limites administratives du parc. En utilisant des outils de dessin et de modification disponibles dans QGIS, les contours sont tracés pour former une zone géographique définie. Cette couche vectorielle servira de référence spatiale pour l'analyse de la forêt dans la sous-zone spécifique du Parc National Montagne d'Ambre, facilitant ainsi la gestion et la surveillance de la déforestation. La couche vectorielle obtenu est représentée en gris sur la figure suivante :

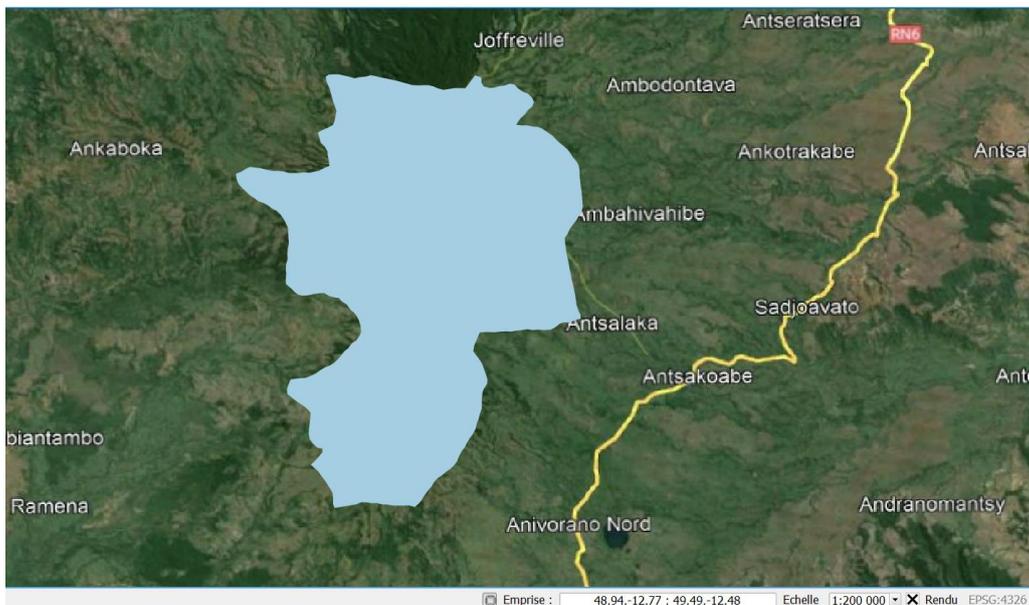


FIGURE 4.2. Couche vectorielle d'analyse du parc national Montagne d'Ambre

4.3.1.2. Exploitation des images Landsat pour la cartographie de la déforestation

L'utilisation de la collection d'images Landsat 4, 5, 7, 8 et 9 constitue une source de données essentielle pour cartographier la déforestation dans le Parc National d'Ambre sur plusieurs décennies. Ces satellites fournissent une couverture temporelle étendue, permettant une analyse historique de l'évolution de la couverture forestière depuis 1990 jusqu'à nos jours. En combinant les données provenant de ces différentes sources, il est possible d'obtenir une vision globale et précise des changements dans la couverture terrestre sur une longue période. Dans le cadre de notre analyse, nous exploiterons également la couche vectorielle obtenue avec QGIS pour délimiter la zone d'intérêt dans le parc. Cette couche permet de restreindre l'analyse aux seules zones pertinentes, facilitant ainsi la détection et la caractérisation des changements forestiers à l'intérieur de cette sous-zone spécifique.

Voici des exemples d'images Landsat 7, Landsat 8 et Landsat 9, représentant respectivement la moyenne annuelle des images collectées pour les années 2018, 2020 et 2022 :

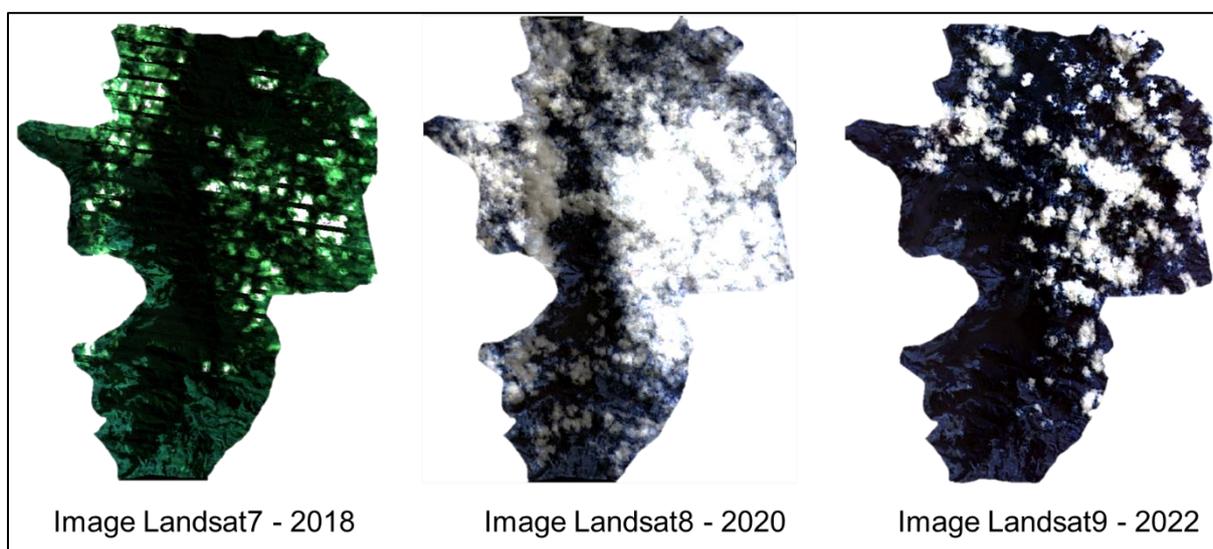


FIGURE 4.3. Illustration des images Landsat7, 8 et 9

Pour garantir la qualité et la fiabilité de la classification, nous procédons aux prétraitements en appliquant un masquage d'éventuels nuages et ombres dans les images. En éliminant les pixels affectés par les nuages et les ombres, on s'assure que seuls les pixels valides, représentant la véritable couverture terrestre, sont considérés lors de la classification et de l'analyse. Cela permet d'éviter les erreurs de classification et les biais dans les résultats finaux. De plus, en convertissant les valeurs des pixels en réflectance de surface et en ajustant les valeurs pour améliorer la qualité de l'image, on garantit une comparabilité et une cohérence entre les différentes images Landsat et les différentes bandes spectrales utilisées. Ces prétraitements contribuent ainsi à obtenir des données de haute qualité, essentielles pour une analyse précise et fiable de la déforestation et de ses tendances dans le Parc National d'Ambre.

4.3.2. Choix de l'indice de végétation NDSWIR pour l'extraction des étendues forestières dans le Parc National d'Ambre

L'indice spectral de végétation NDSWIR (Différence Normalisée dans l'Infrarouge à Onde Courte), basé sur la région infrarouge à onde courte (SWIR), offre des avantages distincts pour notre étude dans le Parc National d'Ambre. NDSWIR est exprimé par :

$$NDSWIR = \frac{NIR-SWIR}{NIR+SWIR} \quad (4.1)$$

Où

- *NIR* : représente la réflectance dans la bande du proche infrarouge (Near Infrared)
- *SWIR* : représente la réflectance dans la bande du proche infrarouge à ondes courtes (Shortwave Infrared)

En effet, la sensibilité du *SWIR* à la teneur en eau des feuilles permet une évaluation précise de l'étendue forestière, étant donné que la feuille des arbres dans cette région reste présente toute l'année. La réflectance *SWIR* diminue généralement avec une augmentation de la teneur en eau des feuilles, ce qui en fait une mesure efficace de la santé et de la densité de la végétation. [132]. L'indice *NDSWIR* offre une meilleure pénétration dans le couvert végétal, permettant une distinction plus nette entre les types de végétation, y compris la forêt dense. [133]. En utilisant cet indice, nous visons à obtenir une évaluation précise de l'étendue forestière dans le Parc National d'Ambre, exploitant ainsi les caractéristiques spécifiques des bandes spectrales disponibles sur les images satellites utilisées dans notre analyse.

4.3.3. Choix de la zone à surveiller

4.3.3.1. Outil et étape de calcul pour l'analyse de déforestation

Google Earth Engine (GEE) est une plateforme cloud qui permet aux utilisateurs d'analyser de vastes ensembles de données géospatiales à l'aide de puissants outils de traitement et d'analyse. Cette plateforme offre un accès à une énorme quantité de données d'imagerie satellite et d'autres données géospatiales, ainsi qu'à des capacités de calcul distribué, ce qui en fait un choix idéal pour analyser les données antérieures nous permettant de base pour la conception du système que nous proposons.

L'algorithme présenté ci-dessous a été développé dans Google Earth Engine pour analyser l'évolution de la déforestation dans le Parc National Montagne d'Ambre à partir d'images Landsat. L'objectif principal de cet algorithme est de générer des images composites à partir des données Landsat, de calculer un indice de végétation pour chaque composite, de détecter les zones forestières à l'aide de cet indice, et enfin d'exporter les résultats pour une analyse plus poussée.

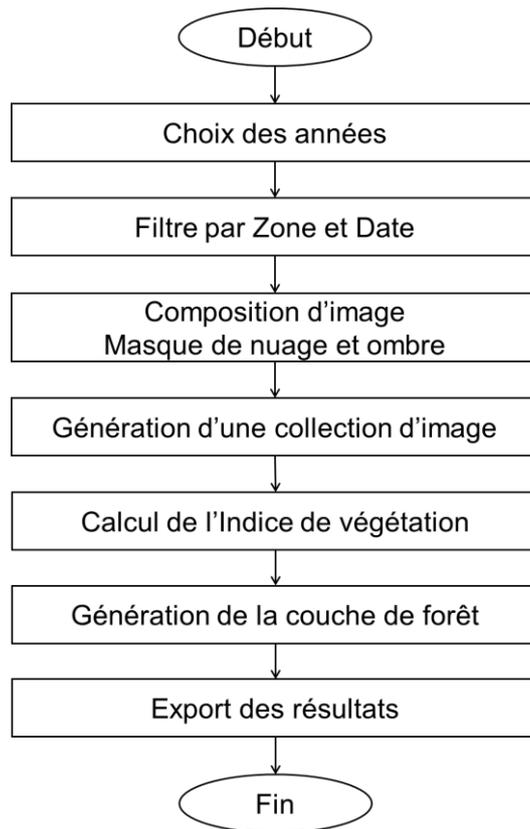


FIGURE 4.4. Algorithme de l'analyse de l'évolution de la déforestation dans le parc national Montagne d'Ambre

4.3.3.2. Présentation du résultat de calcul

A partir de l'algorithme précédent, le calcul a abouti à la création d'une carte représentant l'évolution de la déforestation dans le Parc National Montagne d'Ambre depuis 1990 jusqu'à nos jours, avec une périodicité de 5 ans. Cette analyse couvre les intervalles 1990-1995, 1995-2000, 2005-2010, 2010-2015, et 2015-2020. Par la suite, ces données ont été comparées à l'état actuel de la forêt. Les résultats obtenus sont illustrés dans la figure suivante.

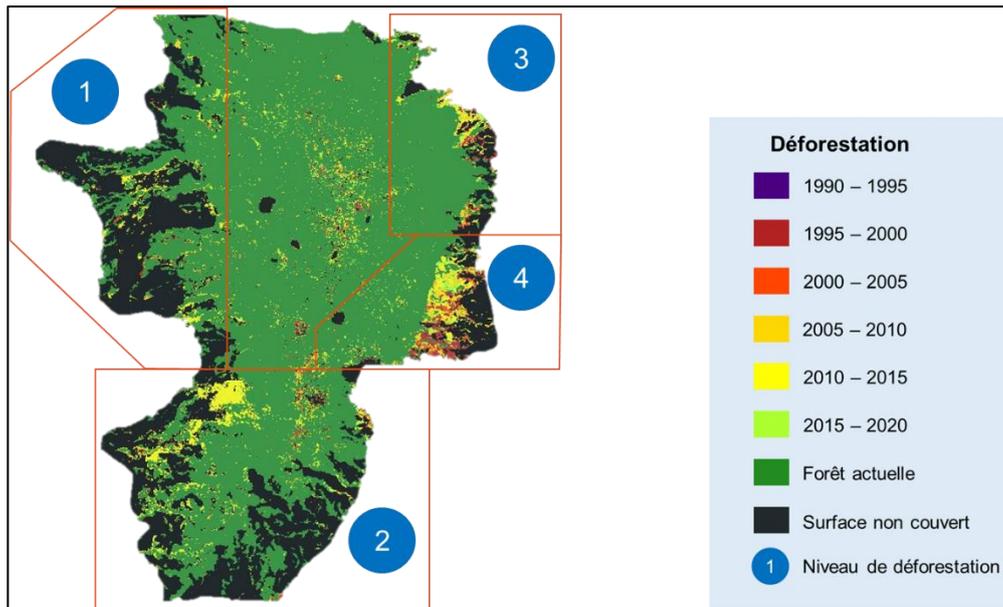


FIGURE 4.5. Cartographie de l'évolution de la déforestation et répartition par niveau

Cette analyse cartographique de déforestation révèle une prévalence quasi-généralisée de ce phénomène à travers la région, avec une déforestation particulièrement marquée en périphérie. Trois zones en particulier, identifiées comme les zones (2), (3) et (4) sur la carte, présentent une vulnérabilité accrue. Bien que la déforestation se soit stabilisée entre 2010 et 2015 dans la zone (2), les zones (3) et (4) ont subi des pertes continues depuis 1990 jusqu'à nos jours. Une observation notable est la rapidité et l'ampleur de la déforestation dans la zone (4) par rapport à la zone (3), suggérant que la zone (4) mérite une attention prioritaire en termes de surveillance et de conservation. Étant donné notre intérêt pour la mise en place d'un réseau de capteurs sans fil pour la surveillance, nous proposons de prioriser la zone (4) pour une surveillance plus intensive et ciblée. Ce choix est motivé par la dynamique rapide de déforestation observée dans cette zone.

4.3.3.3. Stratégie de surveillance de la périphérie de la zone choisie

Pour surveiller la périphérie de la zone choisie, nous optons pour une stratégie visant à prévenir l'expansion de la déforestation depuis les zones avoisinantes vers l'intérieur de la Montagne d'Ambre. Nous avons décidé de placer nos capteurs le long du bord de la zone forestière dense. À l'aide du logiciel QGIS, nous avons déterminé qu'une ligne de marquage positionnée à environ 50 mètres à l'intérieur de la forêt serait l'emplacement optimal pour installer nos capteurs. Cette approche nous permettra de détecter et de surveiller tout changement dans la couverture forestière et d'agir rapidement en cas de menace de déforestation.

La figure ci-dessous illustre l'emplacement du tracé de marquage de référence, qui servira de base pour déterminer le déploiement des capteurs de surveillance.

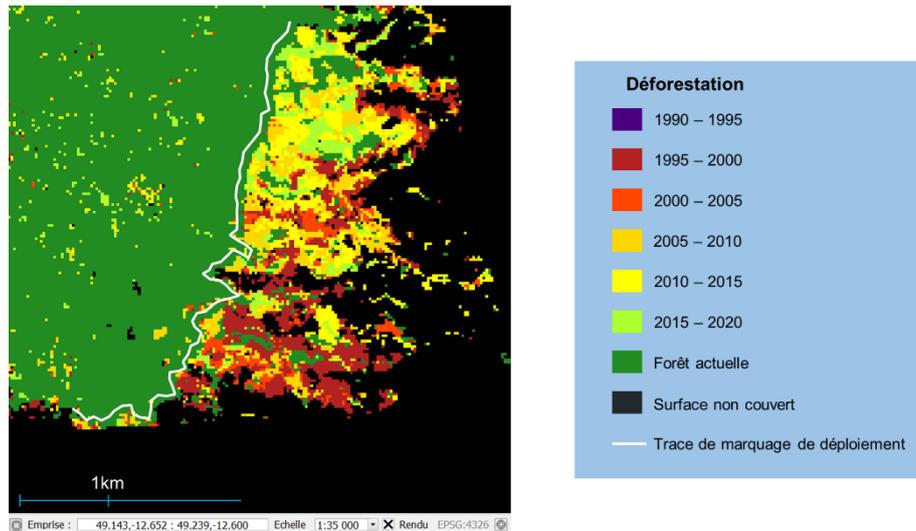


FIGURE 4.6. Tracé de marquage déploiement sur la carte de déforestation de la zone 4

4.3.4. Mise en place des capteurs de surveillance

4.3.4.1. Choix technologique de transmission

Au cours du deuxième chapitre, nous avons examiné les solutions matérielles pour garantir l'alimentation des capteurs, tandis que dans le troisième chapitre, nous nous sommes penchés sur l'importance de la précision de la détection. Ces deux thèmes sont parmi les aspects à considérer dans l'étude du déploiement des capteurs. L'analyse de la couverture spatiale et la robustesse du réseau face aux éventuelles défaillances émergent ainsi comme des sujets essentiels qui peuvent compléter efficacement la stratégie de déploiement.

Notre recherche nous a conduits à envisager l'utilisation de la technologie ZigBee pour la communication entre les capteurs ainsi qu'entre capteurs et collecteurs. La communication entre le collecteur et la station centrale sera quant à elle assurée par une technologie de transmission longue portée GSM. La portée de communication ZigBee variant de 100 à 300 mètres, nous avons pris comme référence de portée de capture un capteur sonore capable de capter jusqu'à 50 mètres de rayon.

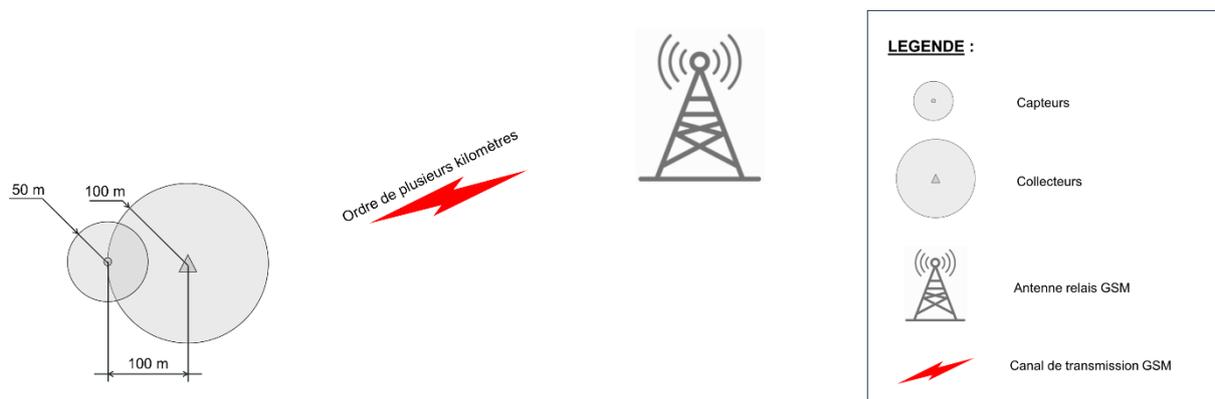


FIGURE 4.7. Illustration de la transmission des données du capteur vers la station centrale

4.3.4.2. Dimensionnement des capteurs de base

La disposition des capteurs de base le long d'une ligne de marquage délimitant la périphérie de la forêt dense a été planifiée en prenant en compte à la fois la portée de capture et la portée

de communication radio entre les capteurs, afin de déterminer le nombre optimal à déployer. Lors du traçage de la ligne de marquage, sa longueur totale a été mesurée à 7626 mètres. Les capteurs sont disposés à des intervalles d'environ 100 mètres, correspondant à la portée de communication d'un capteur, et ce, en fonction des variations et des courbures observées lors du traçage.

Le nombre théorique de capteurs peut être exprimé par la formule suivante :

$$\text{Nombre de capteurs} = \frac{\text{Longueur total du tracé}}{\text{Portée de communication d'un capteur}} + 1 \quad (4.2)$$

Soit :

$$\text{Nombre de capteurs} = \frac{7\,626}{100} + 1 = 77,3 \approx 78 \text{ capteurs}$$

4.3.4.3. Outils de modélisation et disposition des capteurs de base

Pour modéliser notre réseau de capteurs sans fil, nous avons choisi d'utiliser CupCarbon, un logiciel open source spécialisé dans la simulation des réseaux de capteurs sans fil (WSN). CupCarbon offre la possibilité de modéliser, simuler et analyser des réseaux de capteurs dans divers environnements, urbains, ruraux ou industriels. Grâce à ses fonctionnalités avancées, CupCarbon permet de concevoir des réseaux de capteurs, de définir des paramètres de simulation et d'évaluer des aspects critiques tels que la connectivité, la couverture et les performances du réseau.

La figure ci-dessous illustre la disposition des capteurs de base sur CupCarbon :

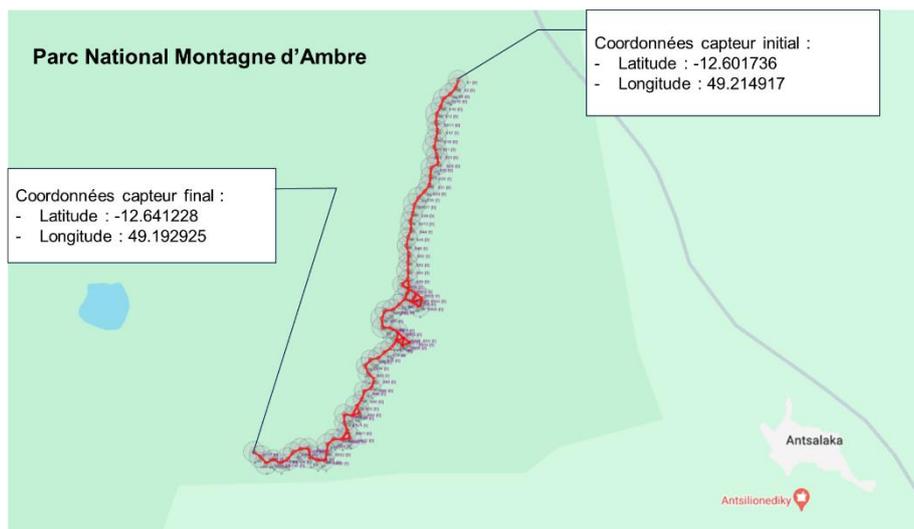


FIGURE 4.8. Disposition des capteurs de base sur la zone d'étude

Les coordonnées géographiques des emplacements des capteurs de base sont répertoriées dans l'annexe ci-jointe.

4.4. Conception et dimensionnement du réseau de capteurs

4.4.1. Architecture du système

4.4.1.1. Robustesse et fiabilité de la structure en chaîne

Pour garantir la solidité du réseau de capteurs et sa capacité à résister aux éventuelles défaillances, il est primordial d'implanter de manière stratégique des nœuds d'attente. Une structure en chaîne, associée à une seconde ligne parallèle au tracé principal agissant comme un pilier central, représente une solution efficace à cette problématique. En adoptant cette configuration, chaque capteur dispose de plusieurs voies pour acheminer les informations, ce qui renforce la redondance du réseau et diminue les risques de rupture de communication en cas de défaillance d'un nœud. En cas de dysfonctionnement ou de panne d'un capteur, les données peuvent être acheminées par l'autre chemin disponible, garantissant ainsi la continuité des transmissions et préservant l'intégrité du réseau dans son ensemble.

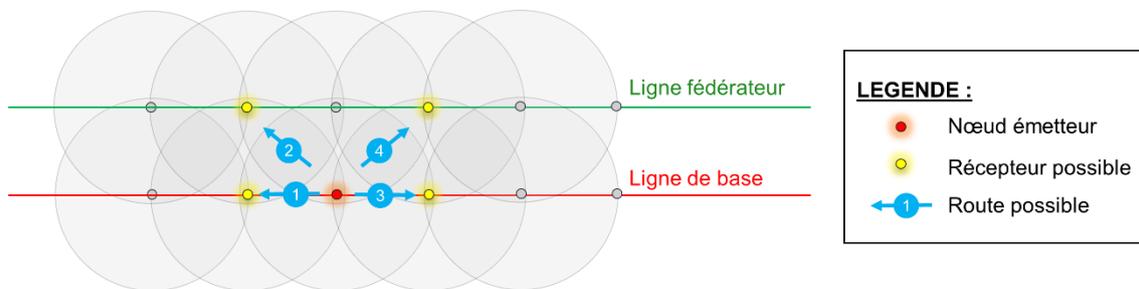


FIGURE 4.9. Illustration de l'acheminement des données par la structure en chaîne

4.4.1.2. Algorithme de déploiement

À partir des positions des capteurs de base, notre objectif est de placer les capteurs de redondance entre chaque paire de capteurs de base successifs afin de renforcer la fiabilité du réseau de surveillance.

Dans notre système de surveillance, nous déployons des capteurs de base $N = \{N_i\}$ de 1 à n et des capteurs de redondance $R = \{R_i\}$ de 1 à m pour améliorer la robustesse du réseau. Nous définissons la portée de communication entre deux capteurs comme p_{radio} et la portée de captage du capteur comme p_{capt} .

Voici la proposition d'algorithme pour le déploiement des capteurs de redondance :

Etape 1) Initialisation :

Début

$i = 1$ // Initialisation de l'incréméntation

Placer $R1[N1, N2]$ de façon que $dist(R1, N1) = dist(R1, N2) = p_{\text{radio}}$ //

Positionnement du premier capteur de redondance

Enregistrer les coordonnées de $R1$

$i++$ // Incréméntation

Fin

Etape 2) Généralisation :

Début

Tant que $i \leq n-1$ // Pour chaque capteur de redondance. n nombre de capteur de base

Cas 1 :

*Si ($\text{dist}(R_i, R_{i-1}) + \text{dist}(R_i, N_{i+1}) \leq 2 * p_radio$) alors // Cas N°1*

Enregistrer les coordonnées de R_i

$i++$ // Incrémentation

Sinon // Passer au cas numéro 2

Cas 2 :

Placer $R_i[N_i, N_{i+1}]$ de façon que $\text{dist}(R_i, R_{i-1}) = \text{dist}(R_i, N_{i+1}) = p_radio$

Si ($\text{dist}(R_i, N_i) > p_capt$) alors // Cas N°2

Enregistrer les coordonnées de R_i

$i++$ // Incrémentation

Sinon // Passer au cas numéro 3

Cas 3 :

Placer R_{aux} de sorte que $\text{dist}(R_{aux}, R_{i-1}) = \text{dist}(R_{aux}, N_i)$ // Cas N°3

Enregistrer les coordonnées de R_{aux}

Utiliser les coordonnées de R_{aux} pour retrouver les coordonnées de R_i en revenant à la procédure Cas N°1

Fin Si

Cas exceptionnel1 :

Si ($\text{dist}(R_i, N_{i+2}) \leq p_radio \ \&\& \ \text{dist}(R_i, N_{i+2}) \geq p_capt$) alors // Cas exceptionnel1

Enregistrer les coordonnées de $R_i[N_i, N_{i+1}] = R_i[N_{i+1}, N_{i+3}]$ comme étant le capteur de redondance entre N_i et N_{i+1} et entre N_{i+1} et N_{i+2} .

$i += 2$ // Incrémenter directement pour rechercher les coordonnées du capteur de redondance suivant.

Fin Si

Cas exceptionnel2 :

Si ($\text{dist}(R_i, N_{i+2}) < p_capt$) alors // Cas exceptionnel 2

Constitution de structure en maille.

/ Interrompre la chaîne et constituer une structure de maillage en rééquilibrant la position du capteur de redondance. Le maillage sera constitué de tous les capteurs impliqués dans l'équilibrage qui sont voisins de ce capteur de redondance */*

Fin Si

Fin Tant que

Fin

Les coordonnées des capteurs de redondance obtenues sont présentées en annexe.

4.4.1.3. Analyse structurelle et sélection des nœuds collecteurs dans le réseau de capteurs sans fils

Selon ce qui a été expliqué dans le paragraphe précédent, chaque fois que le cas exceptionnel numéro 2 se présente, nous modifions la structure en chaîne pour adopter une structure maillée, puis nous revenons à la structure en chaîne lorsque le cas numéro 1 se produit à nouveau. Nous constituons un sous-réseau pour chaque modification de structure.

Ensuite, pour tirer pleinement parti de cette architecture de réseau de capteurs sans fil, nous avons procédé à la sélection des nœuds collecteurs. Dans les structures en chaîne, les nœuds collecteurs sont identifiés comme étant tous les capteurs possédant plus de cinq voisins non collecteurs. En ce qui concerne les structures en maillage, les nœuds collecteurs sont choisis de manière à ce que chaque capteur non collecteur soit directement lié à un nœud collecteur, tout en minimisant le nombre de nœuds collecteurs dans le sous-réseau en maillage.

Après avoir renommé les capteurs dans chaque sous-réseau, les tableaux présentant tous les capteurs dans chaque sous réseaux, montrant les capteurs voisins de chaque capteur ainsi que les nœuds élus comme collecteur sont donnés :

- Sous réseau N°1 en chaîne :

TABLEAU 4.1. Liste des capteurs du sous-réseau N°1

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
1	2-3	
2	1-3-4-5	
3	1-2-4	
4	3-2-5-6	
5	2-4-6-7*	
6	4-5-7*-8	
7*	5-6-8-9-10	Collecteur
8	6-7*-9	
9	8-7*-10-11	
10	7*-9-11-12	
11	9-10-12-13	
12	10-11-13-14*	
13	11-12-14*-15	
14*	12-13-15-16-17	Collecteur
15	13-14*-16	
16	15-14*-17-18	
17	14*-16-18-19	
18	16-17-19-20	
19	17-18-20-21	
20	18-19-21-22	
21	19-20-22-23	
22	20-21-23-24*	
23	21-22-24*-25	
24*	22-23-25-26-27	Collecteur
25	23-24*-26	

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
30	28-29-31-32	
31	29-30-32-33	
32	30-31-33-34	
33	31-32-34-35	
34	32-33-35-36	
35	33-34-36-37	
36	34-35-37-38	
37	35-36-38-39	
38	36-37-39-40	
39	37-38-40-41*	
40	38-39-41*-42	
41*	39-40-42-43-44	Collecteur
42	40-41*-43	
43	42-41*-44-45	
44	41*-43-45-46	
45	43-44-46-47	
46	44-45-47-48	
47	45-46-48-49	
48	46-47-49-50	
49	47-48-50-51	
50	48-49-51-52	
51	49-50-52-53	
52	50-51-53-54	
53	51-52-54-55	
54	52-53-55-56	

26	25-24*-27-28-29	
27	24*-26-28	
28	27-26-29-30	
29	26-28-30-31	

55	53-54-56-57	
56	54-55-57-58	
57	55-56-58	
58	56-57	901-902

VHR* : Voisins hors sous-réseau

- Sous réseau N°2 en maille :

TABLEAU 4.2. Liste des capteurs du sous réseau N°2

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
901	902-908*-907	58-59
902	901-908*-903	58
903	902-908*-909*-904	
904	903-909*-905	
905	904-909*-906	

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
906	905-909*-908*-907	
907	906-908*-901	59-60
908*	901-902-903-909*-906-907	Collecteur
909*	903-904-905-906-908*	Collecteur

- Sous réseau N°3 en chaîne :

TABLEAU 4.3. Liste des capteurs du sous réseau N°3

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
59	60-61	901-907
60	59-61-62	907
61	59-60-62-63	
62	60-61-63-64*	
63	61-62-64*-65	
64*	62-63-65-66-67	Collecteur

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
65	63-64*66	
66	65-64*-67-68	
67	64*-66-68-69	
68	66-67-69-70	
69	67-68-70	809
70	68-69	809

- Sous réseau N°4 en maille :

TABLEAU 4.4. Liste des capteurs du sous réseau N°4

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
801	809-808*-802	69
802	801-808*-806-803*	
803*	802-806-805-804	Collecteur
804	803*-805	
805	804-803*-806	

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
806	805-803-802-807	71
807	808*-806	71-72
808*	801-802-806-807-809	Collecteur
809	801-808*	69-70

- Sous réseau N°5 en chaîne :

TABLEAU 4.5. Liste des capteurs du sous réseau N°5

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
71	72-73	806-807
72	71-73-74	807
73	71-72-74-75	
74	72-73-75-76	
75	73-74-79*-77	
76	74-75-77-78	
77	75-76-78-79*	
78	76-77-79*-80	
79*	77-78-80-81-82-83	Collecteur
80	78-79*-81	
81	80-79*-82	
82	81-79*-83-84*	
83	79*-82-84*-85	
84*	82-83-85-86-87	Collecteur
85	83-84*-86	
86	85-84*-87-88	

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
87	84*-86-88-89	
88	86-87-89-90	
89	87-88-90-91	
90	88-89-91-92	
91	89-90-92-93*	
92	90-91-93*-94	
93*	91-92-94-95-96	Collecteur
94	92-93*-95	
95	94-93*-96-97*	
96	93*-95-97*-98	
97*	95-98-99-100-101	Collecteur
98	96-97*-99	
99	98-97*100	
100	99-97*-101	607
101	97*-100	601-607

- Sous réseau N°6 en maille :

TABLEAU 4.6. Liste des capteurs du sous réseau N°6

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
601	602-607-608*	101
602	601-603-608*	
603	602-604-608-606*	
604	603-605-606*	501

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
605	606*-604	501-508
606*	607-608*-604	
607	601-608*-606*	100-101
608*	601-602-603-606*- 607	

- Sous réseau N°7 en maille :

TABLEAU 4.7. Liste des capteurs du sous réseau N°7

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
501	502-508-509*	604-605
502	501-503-509*	
503	502-504-511*	
504	503-505-511*-510*	

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
508	501-509*-507	605
507	508-509*-510*-506	
509*	501-502- 511*510*507	Collecteur
510*	509*-511*-504- 505-506-507	Collecteur

505	504-506-510*	
506	505-507-510*	103-102

511*	509*-502-503-504-510*	Collecteur
------	-----------------------	------------

- Sous réseau N°8 en chaîne :

TABLEAU 4.8. Liste des capteurs du sous réseau N°8

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
102	103-104	506
103	102-104-105*	506
104	102-103-105*-106	
105*	103-104-106-107-108	Collecteur
106	104-105*-107	
107	106-105*-108-109*	
108	105*-107-109*-110	
109*	107-108-110-111-112	Collecteur

ID	Capteurs voisins	Obs/VHR*
110	108-109*-111	
111	110-109*-112-113*-114	
112	109*-111-113*	
113*	112-111-114-115-116	Collecteur
114	111-113*-115	
115	114-113*-116-117	
116	113*-115-117	
117	115-116	

- Illustration des sous-réseaux : structure en maille et structure en chaîne

Voici quelques exemples de visualisation de sous-réseau en configuration en chaîne et maillée, montrant les nœuds capteurs, la zone de couverture de chaque capteur, la portée radio de communication de chaque capteur, la distance et la liaison entre deux capteurs, ainsi que l'identifiant et le type de chaque capteur :

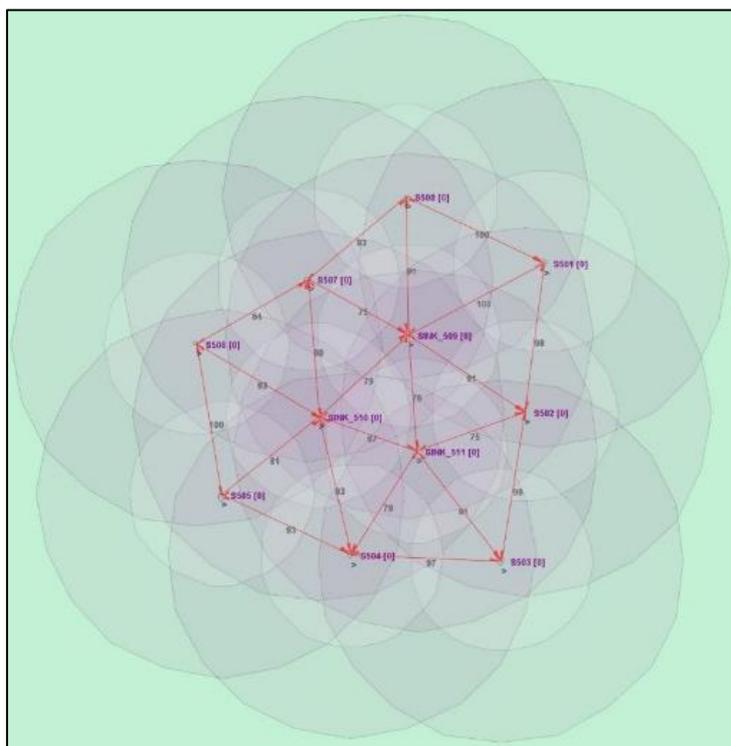


FIGURE 4.10. Illustration de sous-réseau structuré en maille

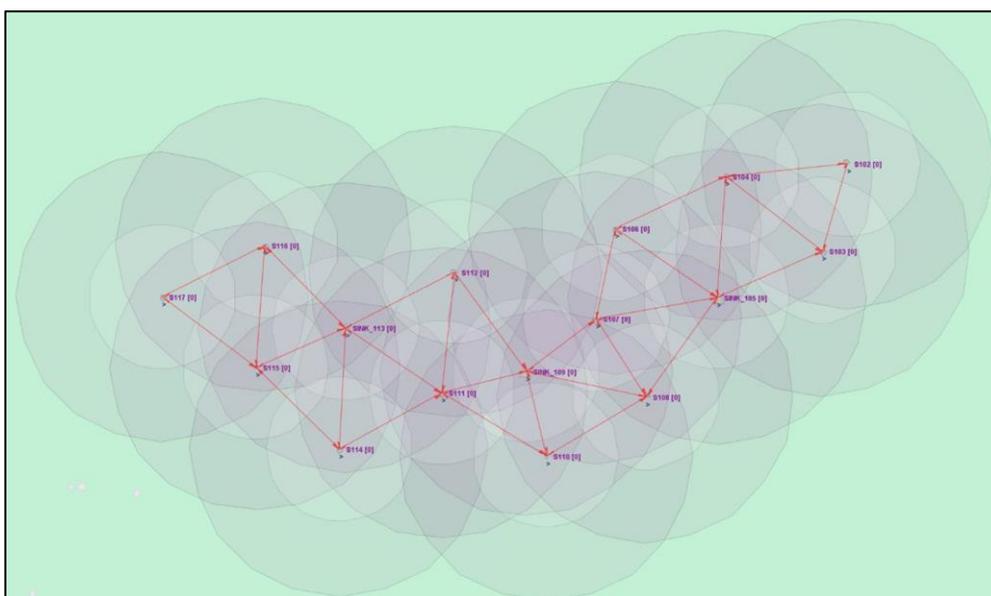


FIGURE 4.11. Illustration de sous-réseau structuré en chaîne

4.4.2. Protocole de transmission des données

4.4.2.1. Stratégie de routage pour la transmission de données

Pour la transmission des données, le collecteur initie périodiquement l'envoi d'un message à tous les nœuds de sa profondeur. Cette action permet aux capteurs de calculer le nombre de sauts nécessaires pour atteindre le collecteur. En cas de présence de plusieurs collecteurs, le collecteur nécessitant le moins de sauts est priorisé pour router l'information captée. Ainsi, cette méthode assure un cheminement efficace des données en minimisant le nombre de sauts et en optimisant la transmission.

Voici l'algorithme pour effectuer cette opération à la fois du côté émetteur (le collecteur) et du côté émetteur/récepteur (les capteurs) :

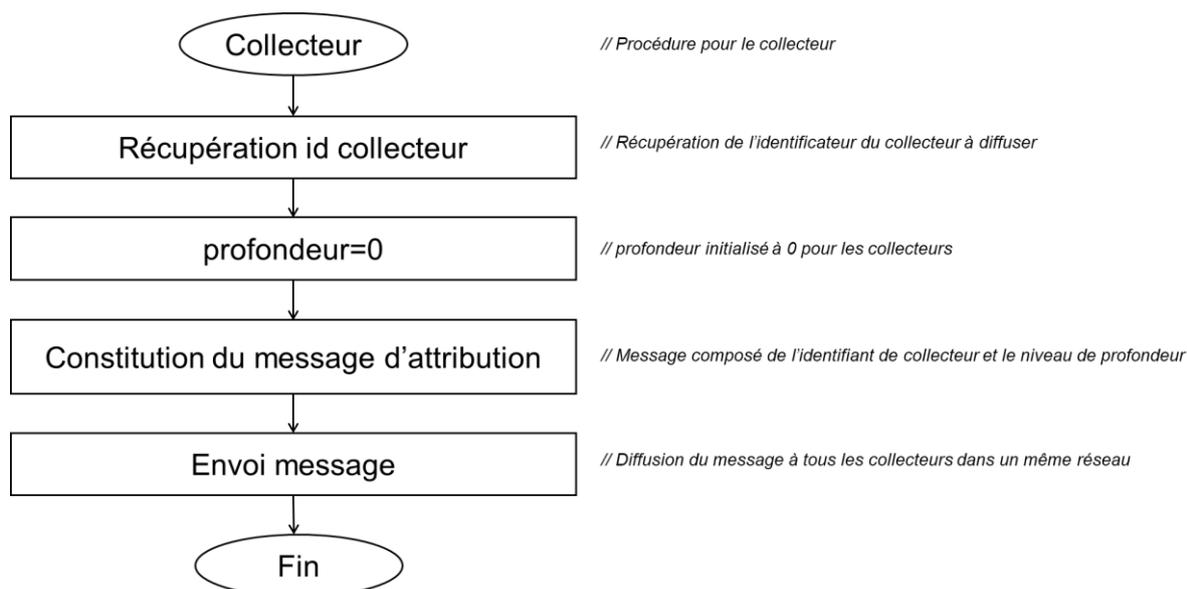


FIGURE 4.12. Algorithme d'attribution de profondeur par capteur côté collecteur

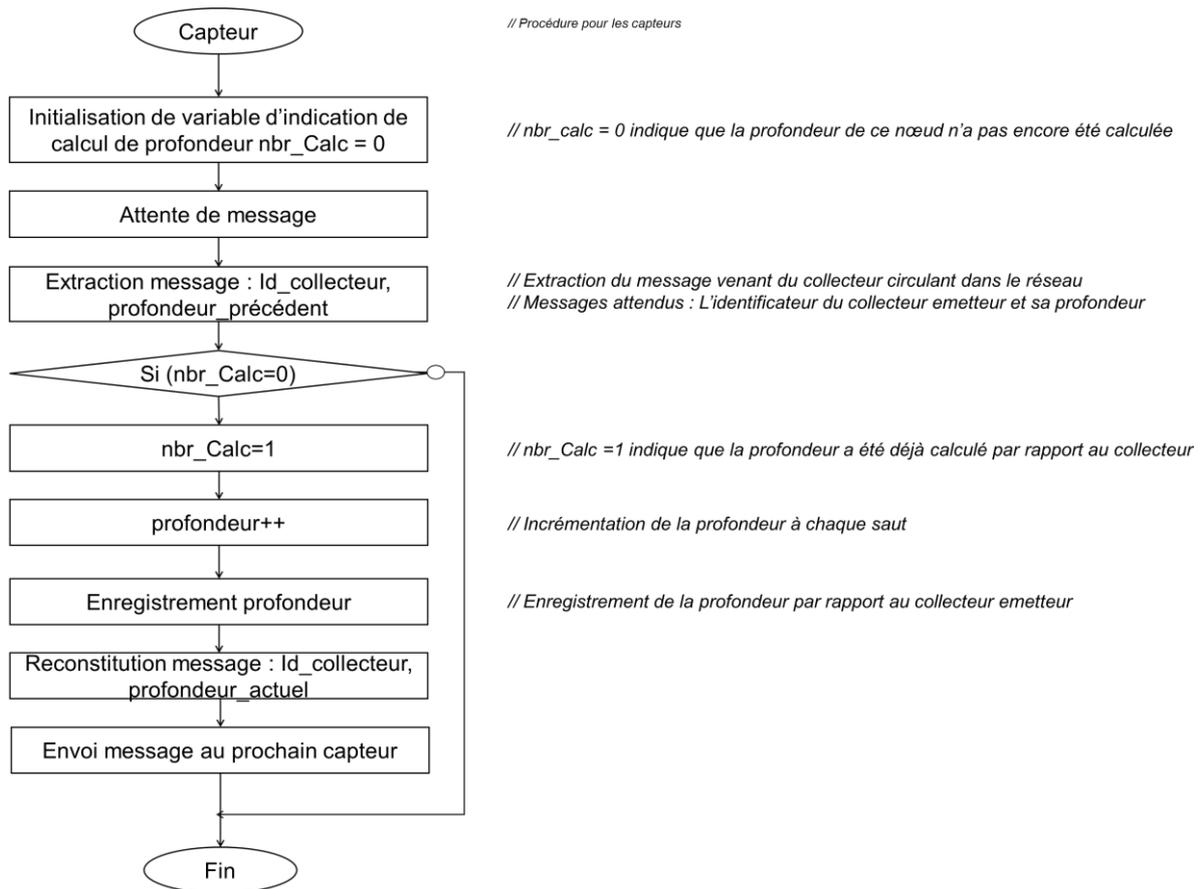


FIGURE 4.13. Algorithme d'attribution de profondeur côté capteur

4.4.2.2. Application sur la structure en chaîne

- La figure ci-dessous représente l'attribution de profondeur dans un exemple de réseau en chaîne quelconque, comprenant 31 capteurs, parmi lesquels deux agissent en tant que collecteurs.

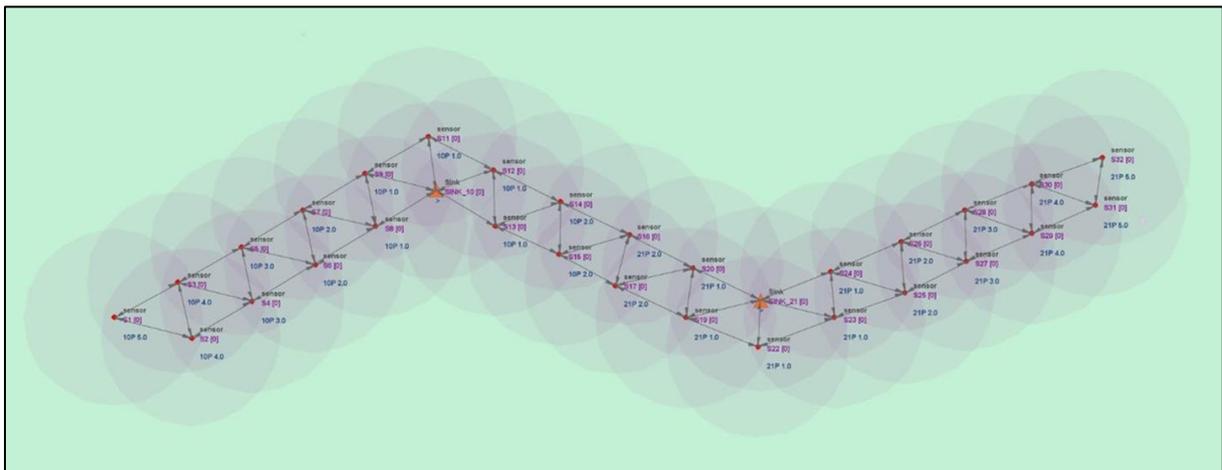


FIGURE 4.14. Résultat de l'attribution de profondeur sur un exemple de structure en chaîne

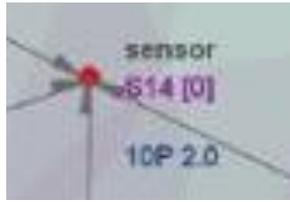


FIGURE 4.15. Description des indications sur un nœud capteur

Le terme "sensor" fait référence au script intégré au capteur. "S14[0]" représente l'identifiant unique du capteur, tandis que "10P2.0" indique que le capteur S14 est relié à l'identifiant de collecteur Sink_10 et se trouve à une profondeur de 2 par rapport à ce collecteur.

- L'exemple illustré dans la figure ci-dessous démontre une détection effectuée par le capteur S30, et le signal est transmis au collecteur Sink_21.

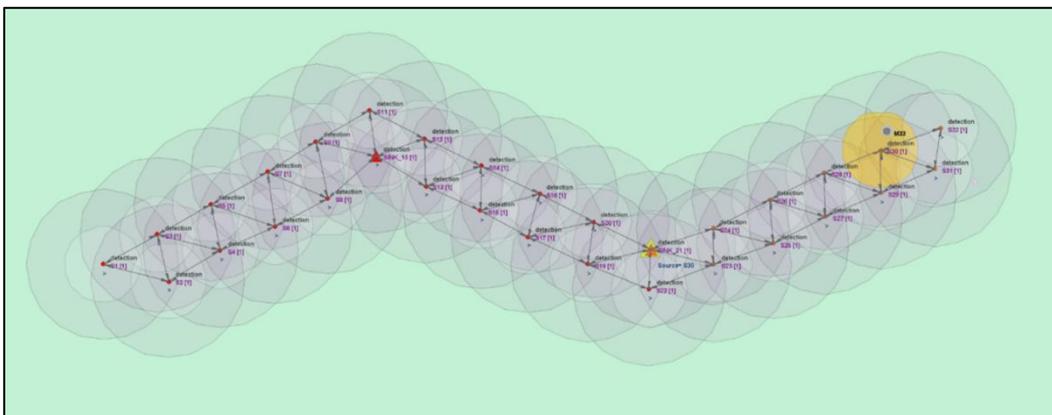


FIGURE 4.16. Illustration d'un routage de signalisation de détection sur une structure en chaîne

- Pour analyser la fiabilité du réseau, nous envisageons à nouveau le scénario précédent où le capteur S26 est hors service, soit en raison d'une défaillance matérielle, soit d'une déconnexion du réseau. Dans cette situation, il devient incapable de router les informations. Cependant, la figure suivante met en évidence une alternative : le relais du capteur S25 peut agir en tant que routeur de secours. Ainsi, même avec la défaillance de S26, les données provenant de la source S30 peuvent encore être transmises avec succès au collecteur Sink_21 grâce à cette configuration de secours.

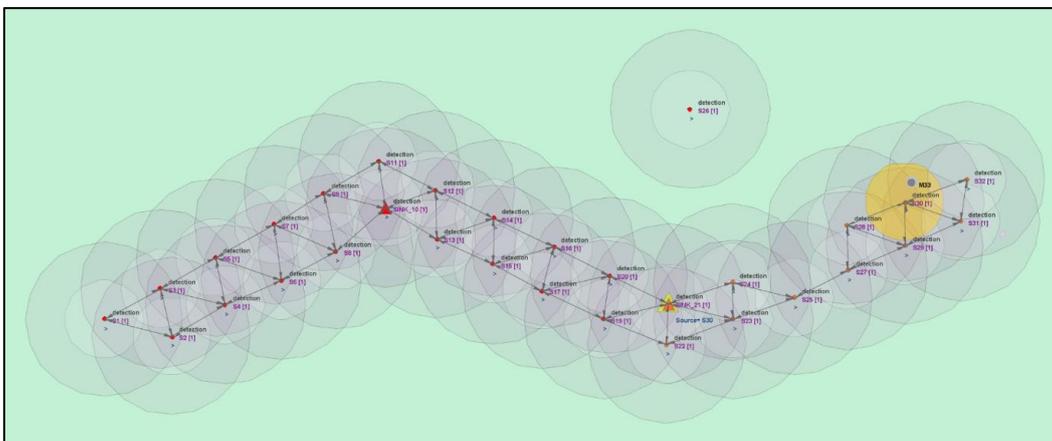


FIGURE 4.17. Test de performance par rapport à une défaillance de nœud capteur sur une structure en chaîne

- A partir de la figure suivante, on peut remarquer que si la détection se présente sur une intersection de champ de détection deux capteurs, la priorisation de la profondeur est observable. En effet, dans cet exemple, la détection est survenue entre le capteur S14 et S16, ainsi d'après le collecteur Sink_10, la source est S14 car elle est plus proche du collecteur Sink_10. Mais du côté collecteur Sink_21, la source est désignée comme S16 car elle est plus proche du collecteur Sink_21.

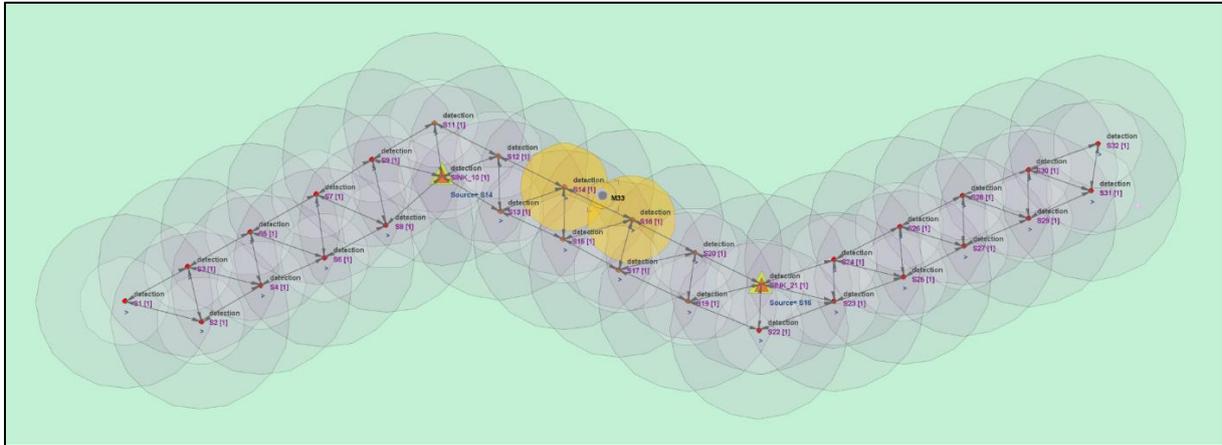


FIGURE 4.18. Analyse de détection dans une intersection de champ de captage de deux nœuds

4.4.2.3. Application sur la structure en maille

- Pour la structure en maille, chaque capteur est directement connecté à un collecteur. Par conséquent, en cas de détection, le message de signalement est transmis directement au collecteur associé au capteur. Dans ce schéma, chaque capteur a une profondeur de 1, tandis que chaque collecteur a une profondeur de 0.

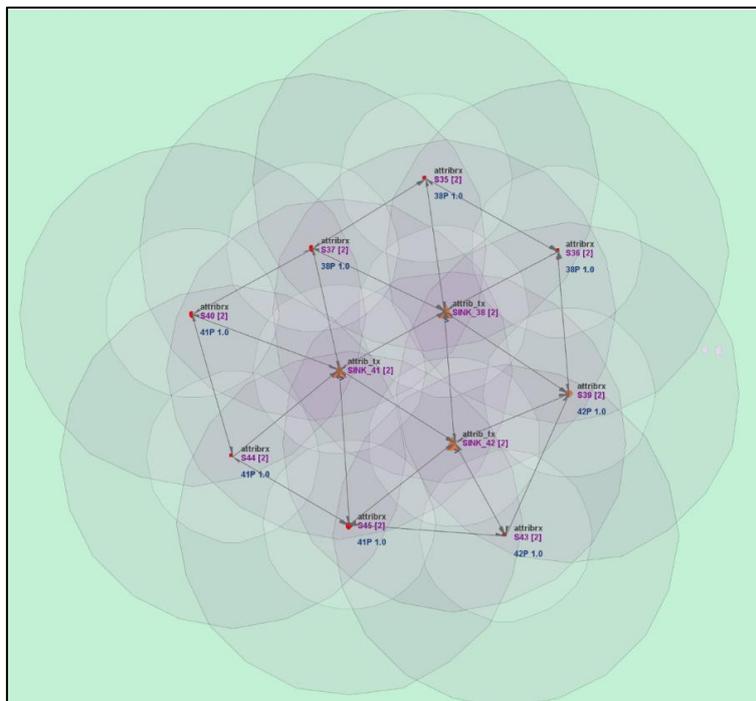


FIGURE 4.19. Résultat de l'attribution de profondeur sur un exemple de structure en maille

- Dans l'exemple illustré ci-dessous, une détection a été signalée par le capteur numéro 43 et envoyée au collecteur numéro 43.

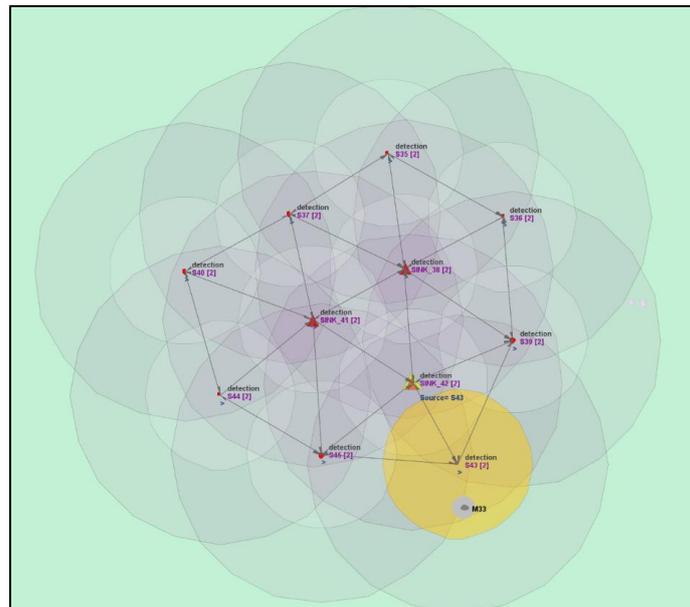


FIGURE 4.20. Illustration d'un routage de signalisation de détection sur une structure en maille

- Dans l'étude de la fiabilité du réseau en maille, revenons sur le cas où le collecteur Sink_42 est hors service. Dans cette situation, il perd sa capacité à collecter les informations. Les capteurs S39 et S45 peuvent alors agir en tant que routeurs de secours. Chacun d'eux est associé à son propre collecteur. Ainsi, les données seront transmises à deux collecteurs différents, mais avec la même indication que la source est le capteur S43. Par conséquent, malgré la défaillance du collecteur Sink_42, les données provenant de la source S43 peuvent toujours être acheminées avec succès vers les collecteurs Sink_41 et Sink_38.

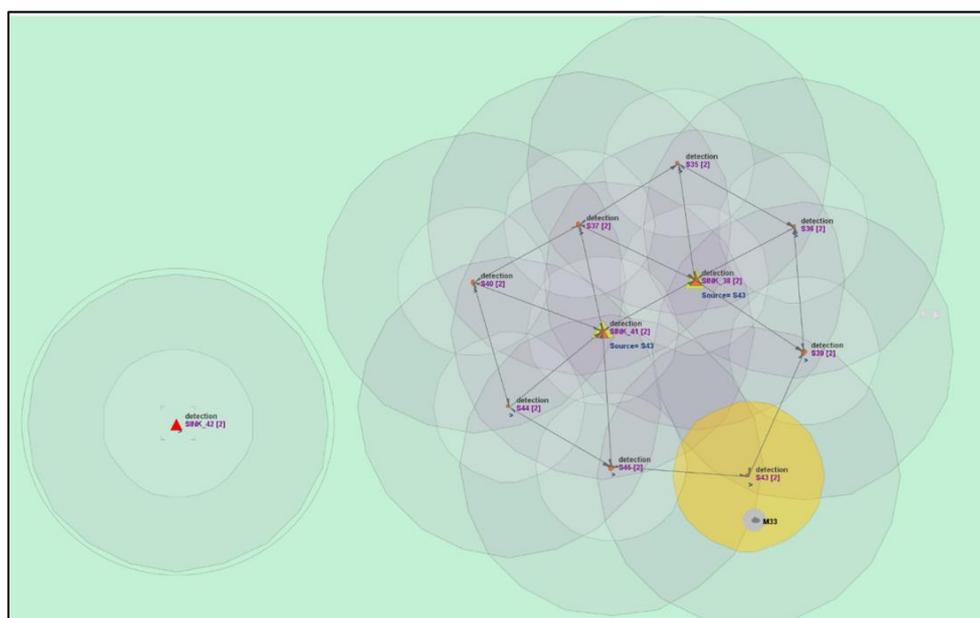


FIGURE 4.21. Test de performance par rapport à une défaillance de nœud collecteur sur une structure en maille

4.4.2.4. Résultat sur la structure topologique

Suite à l'analyse des capteurs de base et des capteurs de redondance, nous avons identifié un total de 154 capteurs, dont la configuration a été modélisée à l'aide de CupCarbon. La structuration obtenue par la liaison de ces capteurs est une topologie hybride constituée d'une succession de topologie en chaîne et en maille, dont la répartition est présentée par le TABLEAU 4.9.

TABLEAU 4.9. Récapitulation de la description des sous-réseaux

Sous Réseaux	Capteurs	Type	Nombre de collecteur	Nombre de capteur
N°1	S1 à S58	Chaîne	4	58
N°2	S901 à S909	Maille	2	9
N°3	S59 à S70	Chaîne	1	12
N°4	S801 à S809	Maille	2	9
N°5	S71 à S101	Chaîne	4	31
N°6	S601 à S608	Maille	2	8
N°7	S501 à S511	Maille	3	11
N°8	S102 à S117	Chaîne	3	16
Total			21	154

Au cours de la modélisation, nous avons observé que l'ensemble des capteurs forme un réseau sans fil, subdivisé en plusieurs sous-réseaux. Après la séparation de ces sous-réseaux, nous avons constaté que le réseau global se compose de 8 sous-réseaux distincts, comprenant chacun 4 sous-réseaux en chaîne et 4 sous-réseaux en maillage. La disposition de ces capteurs est basée sur la surveillance d'une périmétrie allant jusqu'à 7626 mètres.

4.5. Conclusion

En conclusion, l'analyse cartographique basée sur les données satellitaires traitées via Google Earth Engine nous a permis de repérer et d'évaluer l'évolution de la déforestation dans le Parc National de la Montagne d'Ambre. Cela nous a ensuite permis de hiérarchiser les zones nécessitant une surveillance urgente dans le parc et de délimiter une zone d'étude spécifique. En exploitant les résultats de recherches récentes sur la surveillance via des réseaux de capteurs sans fil, nous avons élaboré un algorithme de déploiement générant une alternance de topologies en chaîne et en maille. Ainsi, le réseau global se compose de 154 nœuds capteurs au total, réparti en 08 sous-réseaux, comprenant 4 en chaîne et 4 en maille. Pour chaque sous-réseau, nous avons choisi les collecteurs de manière à ce que chaque capteur soit directement connecté à un collecteur pour les structures en maille, tandis que pour les structures en chaîne, tous les nœuds ayant plus de 5 voisins sont désignés comme collecteurs.

Nous avons ensuite modélisé le réseau à l'aide de CupCarbon et simulé son fonctionnement à l'aide d'un algorithme de routage multi-saut et multi-chemin pour la structure

en chaîne, et à saut unique pour la structure en maille. En examinant la fiabilité du réseau avec l'architecture que nous avons proposée, nous avons constaté que le routage est tolérant aux pannes, fournissant des capteurs relais de secours pour les structures en maille afin de garantir la redondance des chemins d'informations. De même, pour la structure en maille, un capteur transmetteur peut emprunter les nœuds collecteurs de ses voisins pour acheminer les signaux, assurant ainsi la robustesse du réseau.

Conclusion générale et perspectives

Contribution et bilan de la thèse

La déforestation représente l'une des plus grandes menaces pour la biodiversité et l'équilibre écologique de notre planète, avec des conséquences multiples touchant les écosystèmes forestiers. À travers une approche multidisciplinaire, cette recherche a développé et mis en œuvre des solutions novatrices pour détecter, surveiller et prévenir les activités de déforestation, en mettant un accent particulier sur la Montagne d'Ambre à Madagascar. Face à ce défi majeur, cette thèse a proposé des solutions basées sur des approches technologiques avancées pour une surveillance proactive.

Le premier chapitre de cette thèse a établi les bases en présentant les enjeux fondamentaux de la surveillance de la déforestation. Nous y avons mis en lumière les impacts écologiques, socio-économiques et environnementaux de ce phénomène, soulignant l'urgence d'agir pour le freiner. Par ailleurs, nous avons décrit les technologies et méthodes actuelles de surveillance, telles que la télédétection par imagerie satellite, la surveillance par drone et les méthodes manuelles traditionnelles. La télédétection a été identifiée comme avantageuse en raison de sa vaste portée et de sa capacité à minimiser les perturbations dans les zones difficiles d'accès, bien que limitée par sa résolution et les délais importants de retour d'information. Les drones, quant à eux, offrent une meilleure accessibilité pour le traitement d'images et permettent une surveillance ciblée et prédéfinie. Cependant, ces deux méthodes, combinées aux pratiques actuelles utilisées à Madagascar, ne permettent pas de détecter la déforestation de manière précoce. Ainsi, ce chapitre a posé les bases essentielles pour développer des solutions de surveillance par capteurs au sol, visant à prévoir la déforestation avant qu'elle ne survienne. Le chapitre a également présenté une brève introduction de cette méthode, qui sera développée dans les chapitres suivants.

Le second chapitre s'est consacré au développement d'un système de surveillance électronique innovant, utilisant des capteurs au sol pour détecter précocement les activités de coupe d'arbres. Nous avons proposé une solution technologique basée sur la capture sonore, traitée par un microcontrôleur. Nous avons détaillé l'architecture de ce système, ses composants principaux et son fonctionnement, afin de garantir une surveillance pérenne grâce à un système d'alimentation autonome. Après notre étude, chaque nœud capteur est alimenté par un panneau photovoltaïque de 23 Wc et une batterie de 13,33 Ah fonctionnant à 12V. Le système est spécifiquement conçu pour répondre aux exigences de la surveillance forestière dans la région de la Montagne d'Ambre.

Le troisième chapitre a exploré les méthodes de traitement des données pour détecter les activités de coupe d'arbres dans le but d'obtenir une efficacité et une précision de la détection. Nous nous sommes concentrés sur l'utilisation de l'apprentissage automatique pour classifier les sons captés par les capteurs au sol. Nous avons présenté une méthodologie complète pour la collecte, le prétraitement et l'analyse des données sonores, aboutissant à la mise en place d'un modèle de classification performant basé sur l'algorithme de régression logistique. Ce modèle a démontré une grande efficacité avec une exactitude de 99,47 % et une

précision de 99,32% dans la détection des activités de déforestation, ouvrant la voie à une surveillance plus efficace et proactive.

Le quatrième chapitre a été consacré au déploiement et à l'optimisation des réseaux de capteurs sans fil pour la transmission des données de surveillance. En utilisant des techniques de cartographie et de modélisation avancées exploitant Google Earth Engine et l'indice de végétation NDSWIR nous avons pu délimiter les zones frappées par la déforestation sur le parc national de la Montagne d'Ambre. En nous basant sur la technologie des réseaux de capteurs sans fil, nous avons proposé une architecture réseau optimale pour une zone fortement affectée. Cette architecture garantit une couverture adéquate grâce à 154 capteurs, structurés en une combinaison de structures en maille et en chaîne. Cela assure une fiabilité élevée dans la transmission des données.

Dans l'ensemble, cette thèse apporte une contribution significative à la recherche sur la surveillance de la déforestation en proposant une approche holistique et intégrée, combinant des technologies de pointe avec une compréhension approfondie des enjeux locaux. Les solutions développées dans le cadre de cette recherche offrent des outils pratiques et efficaces pour surveiller et prévenir la déforestation, contribuant ainsi à la préservation des écosystèmes forestiers et au bien-être des communautés qui en dépendent. En tant que tel, ce travail constitue une base solide pour de futures recherches et initiatives visant à promouvoir une gestion durable des ressources forestières à l'échelle mondiale.

Discussion et perspectives

La discussion approfondie de l'efficacité du système de surveillance mis au point est essentielle pour évaluer son impact potentiel sur la conservation des forêts. Outre l'importance de l'efficacité énergétique et de l'autonomie des nœuds capteurs dans des environnements forestiers difficiles, il est important d'examiner les coûts associés à leur installation et à leur maintenance. Les avantages potentiels de la détection précoce de la déforestation doivent être équilibrés avec les défis pratiques liés à l'implémentation du système sur le terrain, notamment en termes de couverture de la zone surveillée et de durabilité à long terme.

L'intégration de capteurs et de systèmes d'alimentation photovoltaïque dans les infrastructures suscite des préoccupations légitimes en matière de sécurité, notamment en ce qui concerne le risque de vol des équipements installés. Ces technologies, souvent déployées dans des environnements extérieurs et parfois isolés, peuvent être vulnérables aux actes de vandalisme et de vol. Les capteurs, qui collectent des données pour la surveillance et le contrôle des infrastructures, peuvent être la cible de personnes mal intentionnées cherchant à les dérober pour des raisons diverses, comme la revente sur le marché noir ou l'espionnage industriel.

De même, les panneaux solaires utilisés pour l'alimentation peuvent être convoités en raison de leur valeur économique et de leur utilité pratique. Pour atténuer ces risques, des mesures de sécurité robustes doivent être mises en place, telles que l'installation de dispositifs de verrouillage et de surveillance, l'utilisation de technologies de traçabilité, et éventuellement, l'intégration de systèmes de sécurité supplémentaires, comme des caméras de surveillance, afin de dissuader les tentatives de vol et d'assurer la protection des équipements et des données qu'ils génèrent.

Envisager une perspective économique et la généralisation de la solution à tous les pays confrontés au même problème de l'exploitation illégale des forêts nécessite une approche innovante. Une voie prometteuse pourrait être la production à grande échelle de capteurs miniaturisés de précision. Cette technologie réduirait considérablement les coûts de surveillance tout en améliorant l'efficacité des mesures de préservation des forêts. En partageant les coûts de développement et de déploiement avec les parties prenantes, cette solution deviendrait plus accessible et pourrait être déployée à travers divers contextes, offrant ainsi une approche durable pour lutter contre l'exploitation illégale des ressources forestières à l'échelle mondiale.

Par rapport aux solutions de rechange en énergie, l'exploitation illégale des forêts pour le charbon de bois et le bois de chauffage présente des défis complexes. Bien que l'interdiction de la coupe d'arbres puisse sembler une solution évidente, elle suscite des préoccupations concernant ses impacts économiques et sociaux sur les populations locales. En effet, le charbon de bois et le bois de chauffe sont des sources d'énergie vitales pour de nombreux ménages, en particulier dans les zones rurales où l'accès aux autres formes d'énergie est limité ou inexistant. Les alternatives comme le gaz de cuisine sont souvent inabordables pour de nombreux foyers à Madagascar, tandis que l'accès à l'électricité est limité pour une partie seulement de la population, soulevant des questions d'impartialité en restreignant les choix énergétiques disponibles pour ceux dépendant du bois comme principale source d'énergie.

Il est essentiel de développer des solutions alternatives abordables et durables pour répondre aux besoins énergétiques des communautés tout en préservant les ressources forestières. Cela pourrait impliquer des initiatives telles que le développement de technologies de cuisson propres, le soutien aux pratiques agricoles durables pour la production de biocarburants ou l'investissement dans des infrastructures énergétiques renouvelables accessibles à tous. En fin de compte, une approche holistique et axée sur la collaboration entre gouvernements, organisations non gouvernementales et communautés locales est essentielle pour trouver des solutions efficaces et durables à ce défi complexe.

ANNEXE

A.1. Coordonnées géographiques des emplacements des capteurs de base

TABLEAU A.1. Coordonnées des capteurs de base

Capteurs	Longitude	Latitude	Capteurs	Longitude	Latitude
N1	49.214917	-12.601736	N40	49.207655	-12.628083
N2	49.214657	-12.602595	N41	49.208435	-12.628513
N3	49.214035	-12.603243	N42	49.208986	-12.629188
N4	49.213315	-12.603762	N43	49.209765	-12.629613
N5	49.213025	-12.604593	N44	49.208935	-12.629913
N6	49.212635	-12.605383	N45	49.208285	-12.629313
N7	49.212548	-12.606249	N46	49.207745	-12.630163
N8	49.212685	-12.607113	N47	49.206985	-12.630653
N9	49.212545	-12.608010	N48	49.206385	-12.631293
N10	49.212355	-12.608893	N49	49.205505	-12.631413
N11	49.212605	-12.609763	N50	49.204899	-12.632046
N12	49.212745	-12.610623	N51	49.205265	-12.632873
N13	49.212035	-12.611107	N52	49.205883	-12.633544
N14	49.211885	-12.612002	N53	49.205565	-12.634393
N15	49.211805	-12.612883	N54	49.204844	-12.634809
N16	49.211295	-12.613603	N55	49.204555	-12.635583
N17	49.210665	-12.614230	N56	49.204035	-12.636323
N18	49.210195	-12.615013	N57	49.204258	-12.637069
N19	49.210005	-12.615883	N58	49.203492	-12.637350
N20	49.209795	-12.616743	N59	49.202656	-12.637181
N21	49.209835	-12.617633	N60	49.202685	-12.638083
N22	49.209485	-12.618443	N61	49.202965	-12.638933
N23	49.209389	-12.619326	N62	49.203295	-12.639733
N24	49.209575	-12.620203	N63	49.202369	-12.639835
N25	49.209555	-12.621093	N64	49.201535	-12.639753
N26	49.209515	-12.621983	N65	49.200885	-12.640363
N27	49.209545	-12.622853	N66	49.200765	-12.641243
N28	49.208875	-12.623463	N67	49.200625	-12.642123
N29	49.209635	-12.623948	N68	49.199725	-12.642083
N30	49.210365	-12.624373	N69	49.198945	-12.641727
N31	49.211065	-12.624963	N70	49.198794	-12.640835
N32	49.210755	-12.625783	N71	49.197905	-12.640893
N33	49.209985	-12.625313	N72	49.197109	-12.641233
N34	49.209185	-12.624953	N73	49.196575	-12.641973
N35	49.208585	-12.625583	N74	49.196575	-12.641973
N36	49.207925	-12.626173	N75	49.195033	-12.641940
N37	49.207012	-12.626215	N76	49.194261	-12.642358
N38	49.206715	-12.627063	N77	49.193633	-12.641751
N39	49.206785	-12.627943	N78	49.192925	-12.641228

A.2. Coordonnées géographiques des emplacements des capteurs de redondance

TABLEAU A.2. Coordonnées des capteurs de redondance

Capteurs	Longitude	Latitude
R1	49.214013	-12.601946
R2	49.213734	-12.602600
R3	49.213133	-12.603595
R4	49.212403	-12.603047
R5	49.212515	-12.604213
R6	49.212140	-12.604841
R7	49.211830	-12.605686
R8	49.211690	-12.606579
R9	49.212085	-12.607032
R10	49.211965	-12.607680
R11	49.211727	-12.608422
R12	49.211792	-12.609327
R13	49.211920	-12.610220
R14	49.211180	-12.610767
R15	49.211230	-12.611550
R16	49.211055	-12.612405
R17	49.210896	-12.613055
R18	49.210370	-12.613568
R19	49.209743	-12.614227
R20	49.209539	-12.615107
R21	49.209330	-12.615976
R22	49.208868	-12.616756
R23	49.209158	-12.617400
R24	49.208997	-12.618019
R25	49.208650	-12.618839
R26	49.208782	-12.619734
R27	49.208765	-12.620633
R28	49.208737	-12.621522
R29	49.208734	-12.622420
R30	49.208630	-12.622967
R31	49.208992	-12.624283
R32	49.209507	-12.624577
R33	49.210317	-12.624990
R34	49.208273	-12.624817
R35	49.207683	-12.625393
R36	49.207166	-12.625665
R37	49.206245	-12.625718
R38	49.206138	-12.626503

Capteurs	Longitude	Latitude
R39	49.206047	-12.627401
R40	49.205935	-12.628300
R41	49.206835	-12.628508
R42	49.207656	-12.628801
R43	49.207385	-12.629353
R44	49.206860	-12.629908
R45	49.206111	-12.630434
R46	49.205607	-12.630806
R47	49.204754	-12.631151
R48	49.204035	-12.631717
R49	49.204169	-12.632606
R50	49.204670	-12.632920
R51	49.205049	-12.633742
R52	49.204657	-12.634224
R53	49.204015	-12.634863
R54	49.203633	-12.635600
R55	49.203547	-12.636496
R56	49.202930	-12.636632
R57	49.202013	-12.636527
R58	49.201755	-12.637391
R59	49.202095	-12.637904
R60	49.202098	-12.638757
R61	49.201709	-12.639199
R62	49.202581	-12.639312
R63	49.200822	-12.639464
R64	49.200049	-12.639966
R65	49.199464	-12.640458
R66	49.200070	-12.640785
R67	49.200114	-12.641474
R68	49.199529	-12.641264
R69	49.198091	-12.640238
R70	49.197174	-12.640338
R71	49.196342	-12.640725
R72	49.196197	-12.641395
R73	49.195672	-12.641787
R74	49.195135	-12.641047
R75	49.194309	-12.641458
R76	49.193703	-12.640850

Bibliographie

- [1] « Dynamique de la pauvreté à Madagascar de 2005 à 2013 », GROUPE DE LA BANQUE AFRICAINE DE DEVELOPPEMENT, Madagascar, 2014. Consulté le: 19 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://www.afdb.org/fileadmin/uploads/afdb/Documents/Publications/Dynamique_de_la_pauvrete%CC%81_a_Madagascar.pdf
- [2] Maholy, « Tourisme dans la DIANA : le poumon de l'économie cherche son souffle ». Consulté le: 19 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://latribune.cyberdiego.com/economie/1590-tourisme-dans-la-diana-le-poumon-de-leconomie-cherche-son-souffle.html>
- [3] V. Minguoy, « Quand la logique dépasse l'éthique : le khat à Madagascar », *Cah. D'Outre-Mer Rev. Géographie Bordx.*, vol. 59, n° 233, Art. n° 233, janv. 2006, doi: 10.4000/com.208.
- [4] B. Vezina *et al.*, « Understanding Livelihoods for Protected Area Management... : Conservation and Society », *LWW - Conservation & Society*, p. 327-339, 2020. doi: 10.4103/cs.cs_19_144.
- [5] A. Walsh, « The ordinary ethics of charcoal in northern Madagascar », *J. R. Anthropol. Inst.*, vol. 25, n° S1, p. 108-123, avr. 2019, doi: 10.1111/1467-9655.13017.
- [6] rratia, « Exploitation forestière à Madagascar. », Imahaka. Consulté le: 19 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://imahaka.wordpress.com/2016/10/17/exploitation-forestiere-a-madagascar/>
- [7] « Madagascar: un rapport alarmant sur l'exploitation des bois précieux dans l'île », RFI. Consulté le: 19 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.rfi.fr/fr/afrique/20170218-madagascar-rapport-alarmiste-exploitation-bois-precieux-ile>
- [8] J. Naime, F. Mora, M. Sanchez-Martinez, F. Arreola, et P. Balvanera, « Economic valuation of ecosystem services from secondary tropical forests: trade-offs and implications for policy making », *For. Ecol. Manag.*, vol. 473, p. 118294, oct. 2020, doi: 10.1016/j.foreco.2020.118294.
- [9] L. J. R. Nunes, C. I. R. Meireles, C. J. Pinto Gomes, et N. M. C. Almeida Ribeiro, « Forest Contribution to Climate Change Mitigation: Management Oriented to Carbon Capture and Storage », *Climate*, vol. 8, n° 2, Art. n° 2, févr. 2020, doi: 10.3390/cli8020021.
- [10] T. O. Assis *et al.*, « CO2 emissions from forest degradation in Brazilian Amazon », *Environ. Res. Lett.*, vol. 15, n° 10, p. 104035, sept. 2020, doi: 10.1088/1748-9326/ab9cfc.
- [11] M. B. Moisa, I. N. Dejene, O. Hirko, et D. O. Gameda, « Impact of deforestation on soil erosion in the highland areas of western Ethiopia using geospatial techniques: a case study of the Upper Anger watershed », *Asia-Pac. J. Reg. Sci.*, vol. 6, n° 2, p. 489-514, juin 2022, doi: 10.1007/s41685-022-00238-7.

- [12] W. Hayat, S. Khan, M. T. Hayat, R. Pervez, S. Ahmad, et A. Iqbal, « The effect of deforestation on soil quality in Lesser-Himalayan community forests of Abbottabad, Pakistan », *Arab. J. Geosci.*, vol. 14, n° 18, p. 1-14, sept. 2021, doi: 10.1007/s12517-021-08271-0.
- [13] « Le pouvoir des arbres : l'évapotranspiration », Office national des forêts. Consulté le: 24 janvier 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.onf.fr/vivre-la-foret/+/14a1::le-pouvoir-des-arbres-levapotranspiration.html>
- [14] A. A. Rodrigues *et al.*, « Cerrado deforestation threatens regional climate and water availability for agriculture and ecosystems », *Glob. Change Biol.*, vol. 28, n° 22, nov. 2022, doi: 10.1111/gcb.16386.
- [15] P. Hesslerová, J. Pokorný, H. Huryňa, et D. Harper, « Wetlands and Forests Regulate Climate via Evapotranspiration », in *Wetlands: Ecosystem Services, Restoration and Wise Use*, Springer, Cham, 2019, p. 63-93. doi: 10.1007/978-3-030-14861-4_4.
- [16] H. J. (Ilja) van Meerveld *et al.*, « Forest regeneration can positively contribute to local hydrological ecosystem services: Implications for forest landscape restoration », *J. Appl. Ecol.*, vol. 58, n° 4, p. 755-765, avr. 2021, doi: 10.1111/1365-2664.13836.
- [17] A. M. Mapulanga et H. Naito, « Effect of deforestation on access to clean drinking water », *Proc. Natl. Acad. Sci.*, vol. 116, n° 17, p. 8249-8254, avr. 2019, doi: 10.1073/pnas.1814970116.
- [18] R. Tito *et al.*, « Secondary forests in Peru: differential provision of ecosystem services compared to other post-deforestation forest transitions », *Ecol. Soc.*, vol. 27, n° 3, Art. n° 3, 2022, doi: 10.5751/ES-13446-270312.
- [19] H. Ralimanana *et al.*, « Madagascar's extraordinary biodiversity: Threats and opportunities », *Science*, déc. 2022, doi: 10.1126/science.adf1466.
- [20] « The IUCN Red List of Threatened Species », IUCN Red List of Threatened Species. Consulté le: 27 janvier 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.iucnredlist.org/en>
- [21] R. T. Corlett et A. C. Hughes, « Mammals in Forest Ecosystems », in *Routledge Handbook of Forest Ecology*, Routledge, 2015, p. 264-278. doi: 10.4324/9781315818290-22.
- [22] A. S. Hadley et M. G. Betts, « Tropical deforestation alters hummingbird movement patterns », *Biol. Lett.*, janv. 2009, doi: 10.1098/rsbl.2008.0691.
- [23] T. A. Tsimiovalaza, H. R. Jeannine, R. A. T, et B. Michael, « Economic impacts of ecotourism: Madagascar case », *Rev. Int. Rech. Sci. Rev.-IRS*, vol. 1, n° 3, Art. n° 3, mai 2023, doi: 10.5281/zenodo.7966460.
- [24] A. Cooke, R. Ranaivoarison, et F. Andriamahefazy, « The Economic Contribution of Madagascar's Protected Areas—A Review of the Evidence. », *FAPBM Fond. Aires Protégées Biodiversité Madag. Madag. Natl. Parks AHT Group*, 2022.
- [25] J. E. Mamiarisoa, F. Rahevivo, M. Radimilahy, et B. Christian, « CONTRIBUTION DU SECTEUR TOURISME À LA CROISSANCE ET AU DÉVELOPPEMENT

- ÉCONOMIQUE À MADAGASCAR », *Rev. Sci. Technol. L'Environnement*, p. 369., 2019.
- [26] F. O. D. Andrianambinina, D. Schuurman, et M. A. Rakotoarijaona, « Boost the resilience of protected areas to shocks by reducing their dependency on tourism », *Plos one*, p. e0278591, 2023.
- [27] E. N. Abanina, K. G. Pandakov, L. A. Timofeev, E. A. Suhova, et A. N. Ustinova, « Preservation of Forest Biological Diversity as an Activity to Ensure Environmental Safety in Forestry », *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 543, n° 1, p. 012022, juill. 2020, doi: 10.1088/1755-1315/543/1/012022.
- [28] S. Sarkar, « Biodiversity and Systematic Conservation Planning for the Twenty-first Century: A Philosophical Perspective », *Conserv. Sci.*, vol. 2, n° 1, Art. n° 1, 2014, doi: 10.3126/cs.v2i1.13765.
- [29] C. Streck, « Who Owns REDD+? Carbon Markets, Carbon Rights and Entitlements to REDD+ Finance », *Forests*, vol. 11, n° 9, Art. n° 9, sept. 2020, doi: 10.3390/f11090959.
- [30] République de Madagascar, « Contribution Prévue Déterminée au niveau National de la République de Madagascar. CPDN : ANNEXE. » Consulté le: 11 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://unfccc.int/sites/default/files/NDC/2022-06/Madagascar%20INDC.pdf>
- [31] K. Serguieieva, « Télédétection par satellite : Principes, techniques et applications ». Consulté le: 18 janvier 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://eos.com/fr/blog/teledetection/>
- [32] G. Erik, *Agriculture monitoring using satellite data*. 2021. [En ligne]. Disponible sur: <https://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:ltu:diva-85112>
- [33] O. Kavats, D. Khramov, K. Sergieieva, et V. Vasyliiev, « Monitoring of Sugarcane Harvest in Brazil Based on Optical and SAR Data », *Remote Sens.*, vol. 12, n° 24, Art. n° 24, janv. 2020, doi: 10.3390/rs12244080.
- [34] J. Merder, G. Zhao, N. Pahlevan, R. A. Rigby, D. Stasinopoulos, et A. Michalak, « A novel algorithm for ocean chlorophyll-a concentration using MODIS Aqua data », *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 210, p. 198-211, avr. 2024, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2024.03.014.
- [35] D. S. Candra, « Deforestation detection using multitemporal satellite images », *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 500, n° 1, p. 012037, juin 2020, doi: 10.1088/1755-1315/500/1/012037.
- [36] C. Wang, M. Yu, et Q. Gao, « Continued Reforestation and Urban Expansion in the New Century of a Tropical Island in the Caribbean », *Remote Sens.*, vol. 9, n° 7, Art. n° 7, juill. 2017, doi: 10.3390/rs9070731.
- [37] R. K. Jaiswal, « Forest fire risk zone mapping from satellite imagery and GIS », *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation*, vol. 4, n° 1, p. 1-10, août 2002, doi: 10.1016/S0303-2434(02)00006-5.

- [38] T. Frappier-Brinton et S. M. Lehman, « The burning island: Spatiotemporal patterns of fire occurrence in Madagascar », *PLOS ONE*, vol. 17, n° 3, p. e0263313, mars 2022, doi: 10.1371/journal.pone.0263313.
- [39] J. Edwards, M. Hakobyan, et A. Lin, « Predicting Forest Fires in Madagascar. », *ISchool Eng. Appl. Sci. Harv. Univ. Camb. MA USA*, 2021, [En ligne]. Disponible sur: https://projects.iq.harvard.edu/files/cs288/files/madagascar_fires.pdf
- [40] Z. Wang *et al.*, « Semantic Segmentation and Analysis on Sensitive Parameters of Forest Fire Smoke Using Smoke-Unet and Landsat-8 Imagery », *Remote Sens.*, vol. 14, n° 1, Art. n° 1, janv. 2022, doi: 10.3390/rs14010045.
- [41] E. O. Humphrey, « 20 years of Forest Dynamics: Deforestation and Regeneration Trajectories Across Madagascar. », 2023, doi: 10.34885/njmx-sh39.
- [42] M. Chanev, N. Dolapchiev, I. Kamenova, et L. Filchev, « Application of remote sensing methods for monitoring wild life populations: a review », in *Ninth International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment (RSCy2023)*, SPIE, sept. 2023, p. 731-737. doi: 10.1117/12.2681760.
- [43] L. D. Martin, A. K. Rowe, E. S. Nomenjanahary, S. K. Montaña, P. C. Wright, et A. M. Deppe, « Population Estimates of Hubbard's Sportive Lemur (*Lepilemur hubbardorum*) at Zombitse-Vohibasia National Park, Madagascar », *Folia Primatol. (Basel)*, vol. 92, n° 1, p. 70-78, janv. 2021, doi: 10.1159/000512559.
- [44] E. H. E. Yasin, O. H. Kamil, et B. Mulyana, « Multi-temporal Satellite Images Analysis for Assessing and Mapping Deforestation in Um Hataba Forest, South Kordofan, Sudan », *J. Sylva Indones.*, vol. 5, n° 01, Art. n° 01, févr. 2022, doi: 10.32734/jsi.v5i01.7504.
- [45] É. Alvarez-Vanhard, T. Corpetti, et T. Houet, « UAV & satellite synergies for optical remote sensing applications: A literature review », *Sci. Remote Sens.*, vol. 3, p. 100019, juin 2021, doi: 10.1016/j.srs.2021.100019.
- [46] P. K. Garg, « Characterisation of Fixed-Wing Versus Multirotors UAVs/Drones », *J. Geomat.*, vol. 16, n° 2, Art. n° 2, oct. 2022, doi: 10.58825/jog.2022.16.2.44.
- [47] P. S. Ramesh et J. V. Muruga Lal Jeyan, « Comparative Analysis of Fixed-Wing, Rotary-Wing and Hybrid Mini Unmanned Aircraft Systems (UAS) from the Applications Perspective. », *INCAS Bull.*, vol. 14, n° 1, p. 137-151, 2022, doi: 10.13111/2066-8201.2022.14.1.12.
- [48] Z. Zhang et L. Zhu, « A Review on Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing: Platforms, Sensors, Data Processing Methods, and Applications », *Drones*, vol. 7, n° 6, Art. n° 6, juin 2023, doi: 10.3390/drones7060398.
- [49] I. Ioja, V. Nedeff, et F. Nedeff, « The Use of Drones in Multispectral Photogrammetry and Thermoscanning –A Review », *Bul. INSTITUTULUI Politeh. DIN IAȘI Secția Mat. Mec. Teor. Fiz.*, vol. 68, n° 4, p. 41-56, déc. 2022, doi: 10.2478/bipmf-2022-0018.

- [50] L. Schad et J. Fischer, « Opportunities and risks in the use of drones for studying animal behaviour », *Methods Ecol. Evol.*, vol. 14, n° 8, p. 1864-1872, août 2023, doi: 10.1111/2041-210X.13922.
- [51] J. Ranivo, G. Rambeloarisoa, et A. Ratsitoarison, « Les Forêts humides de l'Atsinanana », in *World Heritage for Sustainable Development in Africa / Le Patrimoine mondial pour un développement durable en Afrique*, p. 81-89. Consulté le: 20 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://books.google.com/books/about/World_Heritage_for_Sustainable_Developme.html?hl=fr&id=70tSDwAAQBAJ
- [52] « Missouri Botanical Garden – Missouri Botanical Garden ». Consulté le: 20 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://mobot.mg/>
- [53] J. Rakotoarivelo, « « Forest Watcher » : Une application mobile pour surveiller les forêts - », Midi Madagasikara. Consulté le: 20 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://midi-madagasikara.mg/forest-watcher-une-application-mobile-pour-surveiller-les-forets/>
- [54] Vizzuality, « Madagascar Deforestation Rates & Statistics | GFW ». Consulté le: 20 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.globalforestwatch.org/dashboards/country/MDG?category=undefined>
- [55] S. Lamichhane, R. Joshi, B. Poudel, et P. Subedi, « Role of Community in Leading Conservation: Effectiveness, Success and Challenges of Community-Based Anti-Poaching Unit in Nepal », déc. 2020, Consulté le: 22 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://papers.ssrn.com/abstract=3868296>
- [56] « Data and Methods | Global Forest Review ». Consulté le: 20 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://research.wri.org/gfr/data-methods>
- [57] K. Vivek P., K. Veenus P., K. Sivasankar, et P. Remya T., « Wireless Sensor Networks - Energy Perspective with Compressive Sensing », *Int. J. Eng. Res. Technol.*, vol. 6, n° 9, avr. 2018, doi: 10.17577/IJERTCONV6IS09005.
- [58] A. Hill, P. Prince, J. L. Snaddon, C. P. Doncaster, et A. Rogers, « A low-cost acoustic device for monitoring biodiversity and the environment », *HardwareX*, vol. 6, p. e00073, oct. 2019, doi: 10.1016/j.ohx.2019.e00073.
- [59] B. R. Ramadhan, M. Abdurohman, et S. Prawobo, « Accuracy enhancement of feature extraction scheme in detection of chainsaw sound to prevent illegal logging. », *IEEE International Conference on Signals and Systems (ICSigSys)*, p. 56-61, 2019.
- [60] D. C. Prasetyo, G. A. Mutiara, et R. Handayani, « Chainsaw Sound and Vibration Detector System for Illegal Logging », *2018 Int. Conf. Control Electron. Renew. Energy Commun. ICCEREC*, 2018, [En ligne]. Disponible sur: <https://www.semanticscholar.org/paper/Chainsaw-Sound-and-Vibration-Detector-System-for-Prasetyo-Mutiara/55ce406208b485ca1107d64eeb41857d2c31f177>
- [61] A. Hargura et E. Khakata, « Tree-Cutting Detecting System Using Residual Neural Networks », *Int. J. Sci. Res. Comput. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 8, n° 2, p. 27-33, mars 2022, doi: 10.32628/CSEIT228143.

- [62] G. Hermosilla *et al.*, « Real-Time Remote Sensing of the Lobesia botrana Moth Using a Wireless Acoustic Detection Sensor », *Appl. Sci.*, vol. 11, n° 24, Art. n° 24, janv. 2021, doi: 10.3390/app112411889.
- [63] A. Andreadis, G. Giambene, et R. Zambon, « Monitoring Illegal Tree Cutting through Ultra-Low-Power Smart IoT Devices », *Sensors*, vol. 21, n° 22, Art. n° 22, janv. 2021, doi: 10.3390/s21227593.
- [64] M. Braquet, D. Bol, et R. Sadre, « Design of an ultra-low-power energy-harvesting audio sensor for ecosystem monitoring », Ecole polytechnique de Louvain, Université catholique de Louvain, Belgique, 2020. [En ligne]. Disponible sur: <http://hdl.handle.net/2078.1/thesis:25100>
- [65] M. Fueeldner, « Microphones », in *Handbook of Silicon Based MEMS Materials and Technologies*, Elsevier, 2020, p. 937-948. doi: 10.1016/B978-0-12-817786-0.00048-7.
- [66] N. Collins et S. Lonergan, « Electret Microphones: Binaural on a Budget », in *Handmade Electronic Music*, Routledge, 2020, p. 74-81. doi: 10.4324/9780429264818-14.
- [67] L. Kumar et D. K. Singh, « Hardware Response and Performance Analysis of Multicore Computing Systems for Deep Learning Algorithms », *Cybern. Inf. Technol.*, vol. 22, n° 3, p. 68-81, sept. 2022.
- [68] G. Kiarie et C. wa Maina, « Raspberry Pi based recording system for acoustic monitoring of bird species. », *IST-Afr. Conf. IST-Afr. IEEE*, p. 1-8, 2021.
- [69] I. Mporas, I. Perikos, V. Kelefouras, et M. Paraskevas, « Illegal Logging Detection Based on Acoustic Surveillance of Forest », *Appl. Sci.*, vol. 10, n° 20, Art. n° 20, janv. 2020, doi: 10.3390/app10207379.
- [70] M. Byamukama, G. Bakkabulindi, R. Akol, et J. Sansa-Otim, « New Techniques for Sizing Solar Photovoltaic Panels for Environment Monitoring Sensor Nodes », *J. Sens.*, vol. 2019, août 2019, doi: 10.1155/2019/9835138.
- [71] D. Salvo, G. Piñero, P. Arce, et A. Gonzales, « A Low-cost Wireless Acoustic Sensor Network for the Classification of Urban Sounds | Proceedings of the 17th ACM Symposium on Performance Evaluation of Wireless Ad Hoc, Sensor, & Ubiquitous Networks », *ACM Conf.*, p. 49-55, 2020, doi: DOI: 10.1145/3416011.3424759.
- [72] H. Sharma, A. Haque, et Z. A. Jaffery, « Maximization of wireless sensor network lifetime using solar energy harvesting for smart agriculture monitoring », *Ad Hoc Netw.*, vol. 94, p. 101966, nov. 2019, doi: 10.1016/j.adhoc.2019.101966.
- [73] C. Liu, W. Xu, A. Li, D. Sun, et H. Huo, « Analysis and optimization of load matching in photovoltaic systems for zero energy buildings in different climate zones of China », *J. Clean. Prod.*, vol. 238, p. 117914, nov. 2019, doi: 10.1016/j.jclepro.2019.117914.
- [74] S.-Y. Li et J.-Y. Han, « The impact of shadow covering on the rooftop solar photovoltaic system for evaluating self-sufficiency rate in the concept of nearly zero energy building », *Sustain. Cities Soc.*, vol. 80, p. 103821, mai 2022, doi: 10.1016/j.scs.2022.103821.

- [75] A. Hechaichi et M. I. Elbachir, « A comparative study between autonomous photovoltaic systems sizing methods. », Ecole Nationale Polytechnique Algerie, Power Engineering Research Laboratory, 2021. [En ligne]. Disponible sur: https://www.researchgate.net/profile/Hechaichi-Abdelbasset/publication/353826441_A_comparative_study_between_autonomous_photovoltaic_systems_sizing_methods/links/6113c8540c2bfa282a390f14/A-comparative-study-between-autonomous-photovoltaic-systems-sizing-methods.pdf
- [76] « Parc National de la Montagne d'Ambre », Parc National de la Montagne d'Ambre. Consulté le: 12 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.google.com/maps/d/viewer?mid=1dY40mesfnDyrWgBZlPIOKjtiD3O5Ti59>
- [77] « Automatic detection of tree cutting in forests using acoustic properties », *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 34, n° 3, p. 757-763, mars 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2019.01.016.
- [78] O. C. Metcalf, « Acoustic monitoring of Amazonian wildlife in human-modified landscapes », doctoral, Manchester Metropolitan University, 2021. Consulté le: 4 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://e-space.mmu.ac.uk/628175/>
- [79] J. C. Karthikeyan, S. Sreehari, J. R. Koshy, et K. V. Kavitha, « Live Acoustic Monitoring of Forests to Detect Illegal Logging and Animal Activity », in *Advances in Computing and Network Communications*, Springer, Singapore, 2021, p. 89-101. doi: 10.1007/978-981-33-6987-0_8.
- [80] E. Olteanu, V. Suci, et S. Segarceanu, « Forest Monitoring System Through Sound Recognition », présenté à International Conference on Communications (COMM), juin 2018, p. 75-80. [En ligne]. Disponible sur: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8484773>
- [81] G. Sharma, « Acoustic signal classification for deforestation monitoring: tree cutting problem », *J. Comput. Sci. Syst. Biol.*, p. 178-184, 2018.
- [82] S. Schneider et P. W. Dierkes, « Localize Animal Sound Events Reliably (LASER): A New Software for Sound Localization in Zoos », *J. Zool. Bot. Gard.*, vol. 2, n° 2, Art. n° 2, juin 2021, doi: 10.3390/jzbg2020011.
- [83] C. A. Short, « An investigation of avian sound propagation in three northern Michigan forest types. », *Bowling Green State University*, 2023.
- [84] P. Jubjainai, S. Pathomwong, P. Siripujaka, N. Chiengmai, A. Chaiboot, et P. Wardkein, « Chainsaw location finding based on travelling of sound wave in air and ground », *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 467, n° 1, p. 012065, mars 2020, doi: 10.1088/1755-1315/467/1/012065.
- [85] P. Stephenson, « Technological advances in biodiversity monitoring: applicability, opportunities and challenges », *Curr. Opin. Environ. Sustain.*, vol. 45, p. 36-41, août 2020, doi: 10.1016/j.cosust.2020.08.005.

- [86] U. A. Bhatti, L. Jingbing, et H. Mengxing, « Deep Learning for Multimedia Processing Applications », in *Signal Processing and Pattern Recognition*, CRC Press-Taylor&Francis Group., vol. 2, 2024.
- [87] R. T. Buxton *et al.*, « Efficacy of extracting indices from large-scale acoustic recordings to monitor biodiversity », *Conserv. Biol.*, vol. 32, n° 5, p. 1174-1184, oct. 2018, doi: 10.1111/cobi.13119.
- [88] N. A. J. Gnamélé, Y. B. Ouattara, T. A. Koba, G. Baudoin, et J.-M. Laheurte, « KNN and SVM Classification for Chainsaw sound Identification in the Forest Areas », *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl. IJACSA*, vol. 10, n° 12, déc. 2019, doi: 10.14569/IJACSA.2019.0101270.
- [89] S. Mohmmad et S. K. Sanampudi, « Detecting Logging of Forest Trees Using Sound Event Detection », in *Proceedings of the 2nd International Conference on Cognitive and Intelligent Computing*, Springer, Singapore, 2023, p. 213-225. doi: 10.1007/978-981-99-2746-3_23.
- [90] J. Wei et Y. Li, « Specific environmental sounds recognition using time-frequency texture features and random forest », *2013 6th International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*, 20 février 2014. Consulté le: 13 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6743869>
- [91] A. E. Mahyadin, A. M. Abdulazeez, et D. A. Hasan, « Birds sound classification based on machine learning algorithms. », *Asian Journal of Research in Computer Science*, p. 1-11, 2021.
- [92] A. Bansal et N. K. Garg, « Environmental Sound Classification using Hybrid Ensemble Model », *Procedia Comput. Sci.*, vol. 218, p. 418-428, janv. 2023, doi: 10.1016/j.procs.2023.01.024.
- [93] S. Di Loreto, F. Serpilli, et V. Lori, « Application of the SVM algorithm for the development of a model classification of the visual and sound landscape ». Consulté le: 2 février 2024. [En ligne]. Disponible sur:
<https://www.ingentaconnect.com/content/incc/inccp/2023/00000265/00000007/art00022>
- [94] M. Shivam, G. Rumpa, K. S. Vishal, K. S. Shivam, et M. Anisha, « Bird Call Recognition using Acoustic based Feature Selection approach in Machine Learning », *7th International Conference On Computing, Communication, Control And Automation (ICCUBEA)*, Pune, India, 22 janvier 2024. Consulté le: 13 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur:
<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10392017/keywords#keywords>
- [95] E. Akbal, « An automated environmental sound classification methods based on statistical and textural feature », *Appl. Acoust.*, vol. 167, p. 107413, oct. 2020, doi: 10.1016/j.apacoust.2020.107413.
- [96] M. Zohaib et S. Shun-Feng, « Environmental sound classification using a regularized deep convolutional neural network with data augmentation », *Appl. Acoust.*, vol. 167, p. 107389, 2020, doi: 10.1016/j.apacoust.2020.107389.

- [97] J. Abeßer, « A Review of Deep Learning Based Methods for Acoustic Scene Classification », *Appl. Sci.*, vol. 10, n° 6, Art. n° 6, janv. 2020, doi: 10.3390/app10062020.
- [98] K. Ramineni, K. Shankar, Shabana, A. Mahender, et S. Mohmmad, « Detecting of Tree Cutting Sound in the Forest by Machine Learning Intelligence », in *Power Engineering and Intelligent Systems*, Springer, Singapore, 2024, p. 303-314. doi: 10.1007/978-981-99-7383-5_23.
- [99] A. Rodriguez, A. Gasc, S. Pavoine, et P. Grandcolas, « Temporal and spatial variability of animal sound within a neotropical forest », *Ecol. Inform.*, vol. 21, p. 133-143, mai 2014, doi: 10.1016/j.ecoinf.2013.12.006.
- [100] « Enveloppe sonore — Wikipédia ». Consulté le: 12 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://fr.wikipedia.org/wiki/Enveloppe_sonore
- [101] Sheikh, « Automatic detection of tree cutting in forests using acoustic properties », *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 34, n° 3, p. 757-763, mars 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2019.01.016.
- [102] J. W. Doser, A. O. Finley, E. P. Kasten, et S. H. Gage, « Assessing soundscape disturbance through hierarchical models and acoustic indices: A case study on a shelterwood logged northern Michigan forest », *Ecol. Indic.*, vol. 113, p. 106244, juin 2020, doi: 10.1016/j.ecolind.2020.106244.
- [103] A. T. Ali et H. S. Abdullah, « Voice recognition system using machine learning techniques », *Mater. Today Proc.*, avr. 2021, doi: 10.1016/j.matpr.2021.04.075.
- [104] P. Wang, E. Fan, et P. Wang, « Comparative analysis of image classification algorithms based on traditional machine learning and deep learning », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 141, p. 61-67, janv. 2021, doi: 10.1016/j.patrec.2020.07.042.
- [105] S. H. Bae, I. K. Choi, et N. S. Kim, « Acoustic Scene Classification Using Parallel Combination of LSTM and CNN », *DCASE*, p. 11-15, 2016.
- [106] F. Cottet, *Traitement des signaux et acquisition de données: cours et exercices corrigés*, Dunod. 2020.
- [107] F. Cottet, *Traitement des signaux et acquisition de données.*, Dunod. 2015.
- [108] Huawei ICT Academy, « HCIA-AI V3.5 Course ». [En ligne]. Disponible sur: https://e.huawei.com/en/talent/outPage/#/sxz-course/home?courseId=LEr4w0UtMYfpbhkgY_Yd5QqFAO0
- [109] C.-A. Azencott, *Introduction au Machine Learning*, 2e édition. in InfoSup. Dunod, 2022.
- [110] S. Ali, S. Tanweer, et S. S. Khalid, « Mel frequency cepstral coefficient: a review », *Int. Conf. ICT Digit. Smart Sustain. Dev.*, 2020, Consulté le: 30 janvier 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://books.google.com/books/about/ICIDSSD_2020.html?hl=fr&id=3h0oEAAAQBAJ

- [111] A. Géron, *Machine Learning avec scikit-learn*. 2017.
- [112] M. Heydarian, T. E. Doyle, et R. Samavi, « MLCM: Multi-Label Confusion Matrix », *Journaux et magazines IEEE | IEEE Xplore*, p. 19083-19095, 2022.
- [113] E. C. Nunes, « Anomalous Sound Detection with Machine Learning: A Systematic Review », arXiv.org. Consulté le: 20 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://arxiv.org/abs/2102.07820v1>
- [114] M. Jawalkar, M. Nikita, et P. Hage, « IoT based Landslide Detection and Monitoring System », *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol. IJRASET*, vol. 10, n° 5, 2022, doi: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.43135>.
- [115] G. A. Mutiara, N. Suryana, et O. Mohd, « Multiple Sensor on Clustering Wireless Sensor Network to Tackle Illegal Cutting », *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 10, n° 1, p. 164-170, 2020.
- [116] V. Kharchenko, « Wireless Sensor Network based Forest Fire Early Detection Systems: Development and Implementation », *Int. J. Comput.*, vol. 21, n° 1, p. 92-99, 2022, doi: [10.47839/ijc.21.1.2522](https://doi.org/10.47839/ijc.21.1.2522).
- [117] A. Salaria, A. Singh, et K. K. Sharma, « Wireless sensor networks for forest fire monitoring: Issues and Challenges », *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2327, n° 1, p. 012030, août 2022, doi: [10.1088/1742-6596/2327/1/012030](https://doi.org/10.1088/1742-6596/2327/1/012030).
- [118] R. Dogra, S. Rani, et B. Sharma, « A Review to Forest Fires and Its Detection Techniques Using Wireless Sensor Network », in *Advances in Communication and Computational Technology*, Springer, Singapore, 2021, p. 1339-1350. doi: [10.1007/978-981-15-5341-7_101](https://doi.org/10.1007/978-981-15-5341-7_101).
- [119] U. Rodrigo et T. L. Weerawardane, « Smart Wireless Forest Fire Alerting System », 2022, [En ligne]. Disponible sur: <http://ir.kdu.ac.lk/handle/345/6416>
- [120] A. K. Singh, S. M. Rafeek, P. S. Harikrishnan, et I. Wilson, « Review of Study on Various Forest Fire Detection Techniques Using IoT and Sensor Networks », in *Advances in Waste Management*, Springer, Singapore, 2023, p. 29-37. doi: [10.1007/978-981-19-7506-6_3](https://doi.org/10.1007/978-981-19-7506-6_3).
- [121] D. S. Ibrahim, A. F. Mahdi, et Q. Yas, « Challenges and Issues for Wireless Sensor Networks: A Survey », *J. Glob. Sci. Res.*, vol. 6, n° 1, p. 1079-1097, 2021.
- [122] P. Agarkar, M. Chawan, P. Karule, et P. Hajare, « A Comprehensive Survey on Routing Schemes and Challenges in Wireless Sensor Networks », *Int. J. Comput. Netw. Appl.*, vol. 7, n° 6, p. 193-207, 2020, doi: [10.22247/ijcna/2020/205320](https://doi.org/10.22247/ijcna/2020/205320).
- [123] Z. Al Aghbari, A. M. Khedr, W. Osamy, I. Arif, et D. P. Agrawal, « Routing in Wireless Sensor Networks Using Optimization Techniques: A Survey », *Wirel. Pers. Commun.*, vol. 111, n° 4, p. 2407-2434, avr. 2020, doi: [10.1007/s11277-019-06993-9](https://doi.org/10.1007/s11277-019-06993-9).
- [124] A. Boualem, M. Ayaida, et C. de Runz, « Hybrid Model Approach for Wireless Sensor Networks Coverage Improvement », présenté à International Conference on Wireless

- Networks and Mobile Communication (WINCOM), 2020. doi: 10.1109/WINCOM50532.2020.9272504.
- [125] K. S. Adu-Manu *et al.*, « WSN Architectures for Environmental Monitoring Applications », *J. Sens.*, vol. 2022, sept. 2022, doi: 10.1155/2022/7823481.
- [126] S. Wang, « Multipath Routing Based on Genetic Algorithm in Wireless Sensor Networks », *Math. Probl. Eng.*, vol. 2021, juin 2021, doi: 10.1155/2021/4815711.
- [127] X. Fu, Y. Yongsheng, et P. Octavian, « Sustainable Multipath Routing Protocol for Multi-Sink Wireless Sensor Networks in Harsh Environments. », *IEEE Trans. Sustain. Comput.*, vol. 6, n° 1, p. 168-181, 2021, doi: 10.1109/TSUSC.2020.2976096.
- [128] M. F. Mukhtar, M. Shiraz, Q. Shaheen, K. Ahsan, R. Akhtar, et W. Changda, « RBM: Region-Based Mobile Routing Protocol for Wireless Sensor Networks », *Wirel. Commun. Mob. Comput.*, vol. 2021, févr. 2021, doi: 10.1155/2021/6628226.
- [129] N. Kumar, C. Bhuvana, et S. Anushya, « Comparison of ZigBee and Bluetooth wireless technologies-survey », *Int. Conf. Inf. Commun. Embed. Syst.*, 2017, [En ligne]. Disponible sur: <https://www.semanticscholar.org/paper/Comparison-of-ZigBee-and-Bluetooth-wireless-Kumar-Bhuvana/cbca303c45316849ee127eee9b7e6d13013d01a2>
- [130] S. Al-Sarawi, M. Anbar, K. Alieyan, et M. Alzubaidi, « Internet of Things (IoT) communication protocols: Review », *2017 8th Int. Conf. Inf. Technol. ICIT*, p. 685-690, 2017, doi: 10.1109/ICITECH.2017.8079928.
- [131] A. Bounceur *et al.*, « CupCarbon: A New Platform for the Design, Simulation and 2D/3D Visualization of Radio Propagation and Interferences in IoT Networks », présenté à IEEE Consumer Communications & Networking Conference, janv. 2018. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.science/hal-01704408>
- [132] L. Ji, L. Zhang, B. K. Wylie, et J. Rover, « On the terminology of the spectral vegetation index (NIR – SWIR)/(NIR + SWIR) », *Int. J. Remote Sens.*, nov. 2011, Consulté le: 30 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431161.2010.510811>
- [133] S. Payra, A. Sharma, et S. Verma, « Application of remote sensing to study forest fires », in *Atmospheric Remote Sensing*, Elsevier, 2023, p. 239-260. doi: 10.1016/B978-0-323-99262-6.00015-8.

Résumé

Résumé : – Cette thèse explore des solutions technologiques innovantes pour surveiller la déforestation, une menace sérieuse pour la biodiversité et l'équilibre écologique. Se concentrant sur un site géré par l'Association Madagascar National Parks, la recherche vise à détecter précocement les activités de déforestation. D'abord, la thèse évalue les impacts écologiques et socio-économiques de la déforestation et l'urgence de stratégies efficaces de surveillance et de prévention. Les technologies actuelles, telles que la télédétection par satellite et l'utilisation de drones, sont évaluées pour leurs avantages et limitations, orientant le choix vers la surveillance par capteurs au sol. La solution proposée consiste à détecter les sons émis par les coups de hache, l'outil le plus utilisé dans la zone étudiée.

Ensuite, l'aspect matériel du système, cherchant une solution énergétique efficace pour les capteurs a été abordé. Ces capteurs, équipés de dispositifs sonores et alimentés par des panneaux solaires, détectent les bruits caractéristiques de la coupe d'arbres. Le système présente une architecture énergétique autonome pour une surveillance continue avec une consommation énergétique optimisée. Les résultats montrent une réduction significative de la consommation d'énergie, et une solution durable avec une batterie fonctionnelle même en conditions de faible ensoleillement.

La thèse se penche également sur le traitement et l'analyse des données collectées par les capteurs. Grâce à des techniques avancées d'apprentissage automatique, notamment la régression logistique, un modèle de classification est développé pour détecter avec précision les sons associés à la déforestation. Les tests révèlent une exactitude et une précision démontrant l'efficacité du modèle pour une surveillance proactive. L'intégration de ce modèle permet une détection rapide et fiable, avec un traitement des données en environ 15 secondes.

Enfin, le déploiement et l'optimisation d'un réseau de capteurs sans fil pour une transmission fiable des données ont été entamés. En utilisant des techniques de cartographie avancées avec Google Earth Engine, les zones les plus vulnérables à la déforestation sont identifiées et une architecture réseau optimale est proposée. Cette architecture, structurée en topologies en chaîne et en maille, garantit une couverture adéquate et une tolérance aux pannes. La thèse conclut en discutant des implications pratiques et des défis de l'implémentation, tout en explorant les perspectives de généralisation à d'autres régions confrontées à la déforestation illégale.

Mots clés : *Déforestation, Équilibre écologique, Détection précoce, Télédétection, Détection sonore, Apprentissage automatique, Efficacité énergétique, Énergie solaire, Réseau de capteurs sans fil.*

Abstract

Abstract : –This thesis explores innovative technological solutions for monitoring deforestation, a serious threat to biodiversity and ecological balance. Focused on a site managed by the Madagascar National Parks Association, the research aims to detect deforestation activities early. Initially, the thesis evaluates the ecological and socio-economic impacts of deforestation and the urgency of effective monitoring and prevention strategies. Current technologies such as satellite remote sensing and drone usage are assessed for their advantages and limitations, guiding the choice towards ground sensor monitoring. The proposed solution involves detecting sounds emitted by axe strikes, the most commonly used tool in the studied area.

After that, the hardware aspect of the system, seeking an efficient energy solution for the sensors, was addressed. These sensors, equipped with sound devices and powered by solar panels, detect characteristic sounds of tree cutting. The system presents an autonomous energy architecture for continuous monitoring with optimized energy consumption. Results show a significant reduction in energy consumption and a sustainable solution with a functional battery even under low sunlight conditions.

The thesis also delves into the processing and analysis of data collected by the sensors. Through advanced machine learning techniques, including logistic regression, a classification model is developed to accurately detect sounds associated with deforestation. Tests reveal accuracy and precision demonstrating the model's effectiveness for proactive monitoring. Integration of this model allows for rapid and reliable detection, with data processing in approximately 15 seconds.

Finally, the deployment and optimization of a wireless sensor network for reliable data transmission were initiated. Using advanced mapping techniques with Google Earth Engine, the most vulnerable areas to deforestation are identified, and an optimal network architecture is proposed. This architecture, structured in chain and mesh topologies, ensures adequate coverage and fault tolerance. The thesis concludes by discussing practical implications and implementation challenges, while exploring prospects for generalization to other regions facing illegal deforestation.

Keywords : *Deforestation, Ecological balance, Early detection, Remote sensing, Sound detection, Machine learning, Energy efficiency, Solar energy, Wireless sensor network.*